

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Abou bakr Belkaïd-Tlemcen
Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de **MASTER**

En: Génie Biomédical

Spécialité: Imagerie Médicale

Par:

DOUBBA ILYES et MORSLI HEND

Aide au diagnostic pour la Détection automatique de la Maladie de L'Alzheimer

Soutenu publiquement, le /06/2022, devant le jury composé de :

| | | | |
|-------------------------------|-------------------|-----------------------|--------------|
| Mr. TAOULI Sid Ahmed | MCA | Université de Tlemcen | Président |
| Mr. HADJ AHMED Ismail | MCB | Université de Tlemcen | Examineur |
| Mr. LAZOUNI Mohammed el Amine | MCA | Université de Tlemcen | Encadreur |
| Mlle. Benyelles Fatima Zohra | Doctorante | Université de Tlemcen | Co-Encadreur |

Année universitaire: 2023 /2024

Remerciements

Au nom d'Allah, le Clément, le Miséricordieux

Je tiens à exprimer ma gratitude et ma reconnaissance à toutes les personnes qui m'ont aidé et soutenu tout au long de mon parcours académique et dans la réalisation de ce mémoire.

Tout d'abord, je remercie Allah, le Tout-Puissant, qui m'a guidé et aidé à achever ce travail.

Ensuite, j'adresse mes sincères remerciements à ma chère famille, à ma mère et à mon père, pour leur soutien moral et financier et leur encouragement constant. Je remercie également mes frères, sœurs et amis pour leur soutien et leurs encouragements continus.

Je tiens à exprimer ma gratitude particulière à mon directeur de mémoire, le **Dr. LAZOUNI Mohamed El Amine**, pour ses conseils et orientations précieux ainsi que son soutien continu.

Je souhaite également remercier la doctorante **BENYELLES Fatima Zohra** et **Dr. ELAOUABER Zineb Aziza** pour leur aide précieuse.

Je remercie les membres du jury **Mr TAOUALI** et **Mr HADJ AHMED Ismail** pour leur temps et leurs observations constructives qui ont enrichi ce travail.

Je ne saurais trop remercier mon institutrice de l'école primaire, Madame Daham Fatiha, pour son dévouement et ses efforts considérables qui ont eu un grand impact sur mon parcours éducatif.

Enfin, je remercie l'Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen pour avoir fourni un environnement académique favorable et stimulant.

Résumé

La maladie d'Alzheimer est une maladie qui affecte les neurones ainsi que les cellules du cerveau en entraînant la perte de certaines fonctions du cerveau. Pour cette raison, le diagnostic précoce de cette maladie est une bonne initiative afin d'offrir une meilleure qualité de vie pour les patients ainsi que leurs entourage. Dans cette étude, nous avons proposé un algorithme pour la détection automatique de cette maladie en utilisant les modèles d'apprentissage profond notamment VGG16 et VGG19 appliquées sur la base de données Alzheimer disponible sur la plateforme "KAGGLE". Ainsi, ces modèles sont appliqués pour distinguer entre un cas normal et un cas Alzheimer d'une part, et d'autre part différencier entre un cas sain et chaque stade de la maladie c'est-à-dire une classification binaire entre : normal vs stade1, normal vs stade2 et normal vs stade3. Les résultats obtenus sont prometteurs et montrent que la classification classe vs classe dépasse la classification entre un cas normal et un cas Alzheimer.

Mots clefs: Maladie d'Alzheimer, Apprentissage profond, IRM, Plateforme KAGGLE, Détection automatique.

Abstract

Alzheimer's disease is a disease that affects neurons and brain cells by causing the loss of certain brain functions. For this reason, the early diagnosis of this disease is a good initiative to provide a better quality of life for patients and their families. In this study, we proposed an algorithm for the automatic detection of this disease using deep learning models including VGG16 and VGG19 applied on the Alzheimer database available on the "KAGGLE" platform. Thus, these models are applied to distinguish between a normal case and an Alzheimer's case on the one hand, and on the other hand differentiate between a healthy case and each stage of the disease that is to say a binary classification between: normal vs stade1, normal vs stade2 and normal vs stade3. The results obtained are promising and show that the class vs class classification exceeds the classification between a normal case and an Alzheimer's case.

Keywords: Alzheimer disease, Deep learning, MRI, KAGGLE dataset, automatic detection.

ملخص

يعتبر مرض الزهايمر أحد الأمراض الشائعة التي تصيب الخلايا العصبية لكن لا يوجد له علاج حتى الآن. و هو اضطراب يصيب خلايا الدماغ تدريجيا مما يؤثر على الذاكرة و يؤدي إلى فقدان بعض الوظائف في الدماغ. لهذا يعتبر التشخيص المبكر لهذا المرض فرصة جيدة للقضاء عليه مستقبلا. فمنا في هذه الدراسة بمحاولة تطوير خوارزمية للكشف الالي لهذا المرض باستخدام تقنيات التعلم العميق "سي أن أن" بالإعتماد على صور الرنين المغناطيسي لمنصة "كاغل" لتحليلها بهدف الكشف عن الحالات المصابة بدقة في مختلف مراحل تقدم المرض.

الكلمات المفتاحية: مرض الزهايمر، الرنين المغناطيسي، التعلم العميق، التشخيص المبكر.

TABLE DE MATIÈRE

Liste de figures

Liste de tableaux

Liste d'abréviations

| | |
|--|----|
| Introduction générale..... | 13 |
| I. Chapitre01 :Généralités sur la maladie d'Alzheimer | |
| 1. Introduction..... | 16 |
| 2. L'anatomie et la fonction de Cerveau..... | 16 |
| 2.1Télocéphale | 17 |
| 2.1.1 Le cortex cérébral..... | 17 |
| 2.1.1.1 Lobe frontal..... | 17 |
| 2.1.1.2 Lobe pariétal | 17 |
| 2.1.1.3 Lobe temporal..... | 17 |
| 2.1.1.4 Lobe occipital..... | 18 |
| 2.2 Le cervelet..... | 18 |
| 2.3 Le tronc cérébral..... | 18 |
| 2.4 Le diencéphale | 19 |
| 2.5 La moelle épinière..... | 19 |
| 3. Maladies dégénératives..... | 19 |
| 3.1. La maladie de Parkinson | 20 |
| 3.2. La démence à corps de Lewy..... | 20 |
| 4.Définition la maladie d'Alzheimer..... | 20 |
| 4.1. Epidémiologie | 21 |
| 4.1.1 En le monde..... | 21 |
| 4.1.2 En France..... | 21 |
| 4.1.3 En Algérie | 21 |
| 4.2 Les facteurs de risques | 22 |
| 4.2.1 Les facteurs génétiques | 23 |
| 4.3 Signes et symptômes de la maladie de L'Alzheimer..... | 23 |
| 4.3.1 Les trouble de la mémoire | 23 |

| | |
|--|----|
| 4.3.2 Les troubles du comportement..... | 24 |
| 4.3.3 Les troubles du langage..... | 24 |
| 4.3.4 Les trouble du mouvement..... | 24 |
| 4.3.5 Les trouble du reconnaissance des visages..... | 24 |
| 4.4 Les causes..... | 25 |
| 4.5.1 Lésions microscopique de la maladie d’Alzheimer | 25 |
| 4.5.1.1 Les dépôts neurofibrillaire..... | 25 |
| 4.5.1.2 Les dépôts de peptide beta-amyloïde | 25 |
| 4.5 Évolution de la maladie..... | 26 |
| 4.5.1 Stade débutant..... | 26 |
| 4.5.2 Stade modéré..... | 27 |
| 4.5.3 Stade avancé..... | 27 |
| 4.6 Diagnostic..... | 28 |
| 4.6.1 Les examens complémentaires | 29 |
| 4.6.1.1 La technologie de l’imagerie par résonance magnétique (IRM) | 29 |
| 4.6.1.2 La technologie de Scanner..... | 30 |
| 4.6.1.3 La technologie de la tomographie par émission de positrons (PET) | 30 |
| 4.7 Prévention..... | 30 |
| 4.8 Traitements..... | 31 |
| 5.Conclusion..... | 31 |

II. Chapitre 02 : Apprentissage profond

| | |
|--|----|
| 1.Introduction | 33 |
| 2. Etat de l’art..... | 33 |
| 3. Apprentissage profond..... | 35 |
| 3.1 Réseau de neurones convolutive (CNN)..... | 36 |
| 3.1.1 Couche de convolution..... | 37 |
| 3.1.2 Fonctions d’activation..... | 38 |
| 3.1.3 Les couches de pooling..... | 39 |
| 3.1.4 Couche entièrement connectée (FC)..... | 40 |
| 3.2 Les modèles populaires de deep learning pour la classification d’images..... | 40 |
| 3.2.1 AlexNet..... | 40 |

| | |
|--|----|
| 3.2.2 Visual Geometry Group (VGG)..... | 41 |
| 3.2.2.1 VGG 16 | 41 |
| 3.2.2.1 VGG 19..... | 41 |
| 3.2.3 Deep Residual Networks (ResNet)..... | 42 |
| 3.2.3.1 ResNet-18..... | 42 |
| 3.2.3.2 ResNet-50..... | 43 |
| 3.2.3.3 ResNet-101..... | 43 |
| 4. Conclusion..... | 44 |

III. Chapitre 03 : Méthode et résultat

| | |
|------------------------------------|----|
| 1 Introduction..... | 46 |
| 2. Base de données KAGGLE..... | 46 |
| 3. Matériel et Logiciels..... | 47 |
| 3.1 Matlab | 47 |
| 3.2 Hardware | 47 |
| 4. Les métriques d'évaluation..... | 48 |
| 4.1 La matrice de confusion..... | 48 |
| 4.2 L'exactitude (Accuracy)..... | 49 |
| 4.3 La sensibilité..... | 49 |
| 4.5 La précision..... | 49 |
| 4.6 La F1-score..... | 50 |
| 4.7 Spécificité..... | 50 |
| 5. Méthode utilisé..... | 50 |
| 5.1 Préparation des données..... | 52 |
| 5.2 Construction du model..... | 55 |
| 5.3 Entraînement des modèles..... | 56 |
| 5.4 Apprentissage et tests..... | 56 |
| 6. Augmentation des données..... | 57 |
| 7. Résultats..... | 59 |
| 7.1 Premier méthode..... | 60 |
| 7.2 Deuxième méthode | 63 |
| 8. Discussion..... | 65 |

| | |
|--------------------------|----|
| 9. conclusion | 66 |
| conclusion générale..... | 68 |
| Les références..... | 67 |

Liste des figures

| | |
|--|----|
| Figure 1.1 : Régions de cerveau..... | 16 |
| Figure 1.2 : La structure de télencéphale..... | 17 |
| Figure 1.3 : Les composants de cervelet..... | 18 |
| Figure 1.4 : Les composants de diencéphale..... | 19 |
| Figure 1.5 : Cas normale et cas pathologie de la maladie d'Alzheimer..... | 21 |
| Figure 1.6 : Évolution de la maladie entre deux années 2010 et 2016 en Algérie..... | 22 |
| Figure 1.7 : Les lésions de la maladie d'Alzheimer..... | 26 |
| Figure 1.8 : Evolution de la maladie d'Alzheimer..... | 27 |
| Figure 1.9 : La technologie de scanner permet de distinguer entre une personne saine et une personne atteint..... | 29 |
| Figure 1.10 Cas normale et cas pathologie utilisant la technologie TEP..... | 30 |
| Figure 2.1 : La relation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond..... | 36 |
| Figure 2.2 : Architecture d'un réseau de neurones convolutive..... | 37 |
| Figure 2.3 : Les structure de CNN | 37 |

| | |
|--|----|
| Figure 2.4 : Une opération de convolution avec stride de 2 et zero-padding de 1..... | 38 |
| Figure 2.5 : Principe de RELU..... | 39 |
| Figure 2.6 : Principe de Max pooling et Average pooling..... | 40 |
| Figure 2.7: L'architecture AlexNet..... | 41 |
| Figure 2.8 : Architecture de deux modèles vgg16 et vgg19..... | 41 |
| Figure 2.9 : les types de ResNet..... | 42 |
| Figure 2.10 : Architecture de ResNet-18..... | 43 |
| Figure 2.11 : Architecture de ResNet-50..... | 43 |
| Figure 2.12 : Architecture de ResNet-101..... | 44 |
| Figure 3.1 : Les images IRM : (a)non malade; (b) démence légère; (c)démence modérée; (d) atteints de démence..... | 47 |
| Figure 3.2 : Les étapes pour la détection de la maladie d'Alzheimer..... | 52 |
| Figure 3.3 : L'image originale et l'image redimensionnée dans l'étape de préparation..... | 53 |
| Figure 3.4 : classification des quatre classes combinées entre a) l'apprentissage et b) test..... | 55 |
| Figure 3.6 : L'architecture VGG16 et VGG19..... | 56 |
| Figure 3.5 : Échantillons de techniques d'augmentation des données..... | 58 |
| Figure 3.7 : Matrice de confusion de modelé VGG16..... | 61 |
| Figure 3.8 : Matrice de confusion de modelé VGG19..... | 62 |
| Figure 3.9 : Sur-apprentissage des modèles VGG19 et VGG16..... | 63 |

Liste des tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau 1.1: Le fossé entre les femmes et les hommes atteints de la maladie d'Alzheimer à différents âges en France 2004..... | 23 |
|--|----|

| | |
|--|----|
| Tableau 3.1: Configuration matérielle et logicielle utilisée | 48 |
| Tableau 3.2: matrice de confusion..... | 49 |
| Tableau 3.3 : La différence entre les deux méthodes utilisé..... | 51 |
| Tableau 3.4: Classe des échantillons entre l'apprentissage et le test..... | 52 |
| Tableau 3.5: Le nombre des images dans le système binaire..... | 53 |
| Tableau 3.6 : Base de données avant et après l'augmentation..... | 59 |
| Tableau 3.6: La différence entre les résultats des deux modèles..... | 60 |
| Tableau 3.7 : Comparaison entre les résultats des deux modèles de la deuxième méthode.... | 64 |
| Tableau 3.8 : La comparaison entre méthode proposée et autres méthodes..... | 66 |

Liste d'abréviations

MA : la maladie d'Alzheimer.

IRM : Imagerie par résonance magnétique.

OMS : l'Organisation mondiale de la santé.

WBP: Women's Brain Project.

APOE4: apolipoprotéine E.

SORL1: Sortilin-related receptor 1.

TREM2: Triggering Receptor Expressed on Myeloid Cells 2

APP : la protéine précurseur de l'amyloïde.

A β : peptide amyloïde bêta.

MMSE: Mini-Mental State Exam.

TEP : la tomographie par émission de positrons.

CNN : Convolutional Neural Network (Réseau de neurones convolutionnels).

K-Fold : K-Fold Cross-Validation (Validation croisée en K parties).

SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique (Technique de sur-échantillonnage synthétique des minorités).

SMOTETOMEK: SMOTE Tomek links (Liens Tomek sur SMOTE).

DL : Deep Learning (Apprentissage profond).

SVM : Support Vector Machine (Machine à vecteurs de support).

LSTM : Long Short-Term Memory (Mémoire à long terme et court terme).

RELU : Rectified Linear Unit (Unité linéaire rectifiée).

VGG : Visual Geometry Group (Groupe de géométrie visuelle).

ResNet : Residual Network (Réseau résiduel).

FC: Fully Connected (Entièrement connecté).

2D : Deux dimensions.

3D : Trois dimensions.

VP : Vrais positifs (True Positives).

VN : Vrais négatifs (True Negatives).

FP : Faux positifs (False Positives).

FN : Faux négatifs (False Negatives).

ND : Personnes saines (Non Déterminé).

VMD : Démence très légère (Variété de méthodes de désactivation).

MID : Démence légère.

MOD : Démence modérée.

RGB : Rouge-Vert-Bleu.

SGDM : Descente de gradient stochastique avec moment (Stochastic Gradient Descent with Momentum).

Introduction général

La perte de mémoire est considérée comme l'un des plus grands défis pour les individus, où le sujet se sent impuissant et frustré. Il y a une difficulté à se souvenir des événements et des endroits familiers. Parmi les maladies neuro-dégénératives, nous citons la maladie d'Alzheimer, qui se propage rapidement parmi les individus, en particulier les personnes âgées, et qui provoque un déclin progressif des fonctions mentales et de la mémoire de manière irréversible. Les patients touchés par cette maladie, entraînent des difficultés à accomplir les activités quotidiennes simples telles que manger, boire et même s'habiller, ce qui augmente le fardeau psychologique des personnes touchées.

Pour détecter les changements structurels et fonctionnels dans le cerveau, le patient doit subir un diagnostic à l'aide de techniques telles que l'imagerie par résonance magnétique (IRM) ou la tomographie par émission de positons (TEP). Ces images médicales fournissent des informations précises et complexes sur la structure et la fonction du cerveau, qui peuvent être des indicateurs précoces de la présence de la maladie d'Alzheimer. C'est là que le rôle des systèmes automatique d'aide a la décision médicale intervient pour analyser ces images et extraire des motifs qui peuvent ne pas être visibles à l'œil humain. L'apprentissage profond peut être utilisé comme solution efficace pour la réalisation d'un system performant.

En formant ces modèles sur de grandes quantités de données d'imagerie médicale, l'apprentissage profond peut grandement améliorer la précision du diagnostic, permettant ainsi une détection précoce de la maladie et offrant de meilleures opportunités de traitement et d'intervention précoce.

1. Problématique et Objectifs :

L'une des difficultés rencontrées pour détecter précocement la maladie d'Alzheimer est la complexité des données médicales, ce qui rend leur analyse difficile et augmente la probabilité de diagnostics tardifs ou erronés. De plus, les systèmes de soins de santé imposent un fardeau économique et social considérable en raison des coûts des soins à long terme et de la pression sur les ressources. Ces défis rendent impératif de rechercher des solutions efficaces pour la détection précoce de la maladie. Ce qui nous a encouragés de travailler sur cette thématique.

L'objectif principal de cette recherche est de développer des modèles intelligents basés sur les techniques d'apprentissage profond, capables d'analyser avec précision les images IRM du cerveau.

Le présent mémoire se compose de trois chapitres, à savoir :

Ce premier chapitre offre un aperçu complet de la maladie d'Alzheimer en examinant : son impact sur les individus et la société, en expliquant comment elle se développe, ainsi que les méthodes de la détection, de diagnostic et de traitement.

Dans deuxième chapitre examine les travaux réalisés dans le domaine de la maladie d'Alzheimer utilisant la base de données Kaggle avec des images par résonance magnétique.

L'accent est particulièrement mis sur la théorie des réseaux neuronaux convolutifs, qui ont été utilisés pour l'extraction et la classification de cette maladie. Les résultats obtenus dans la littérature étaient satisfaisants.

La dernière chapitre, nous allons fournir une vue d'ensemble complète de notre projet, en mettant en lumière en détail le travail accompli et les modèles utilisés. Enfin, nous analysons et nous discutons les résultats obtenus.

Nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale et des perspectives futures.

Chapitre 01

Généralités sur la maladie d'Alzheimer

1. Introduction

Le cerveau est l'organe principal du système nerveux humain, composé d'environ 100 milliards de neurones [1]. Il se présente sous forme d'une masse ovale, considéré comme le responsable de nombreuses fonctions vitales telles que le contrôle des comportements volontaires, la pensée, la perception, la planification et la compréhension du langage. Le cerveau se divise en deux hémisphères, droit et gauche, qui communiquent entre eux via un ensemble de fibres nerveuses appelés le corps calleux [2].

Dans ce premier chapitre, nous expliquerons brièvement l'anatomie du cerveau de manière, en mettant l'accent sur la partie la plus sujette par la maladie d'Alzheimer. Ensuite, un aperçu des maladies dégénératives les plus fréquentes sera présenté, en se focalisant sur la maladie d'Alzheimer qui fait l'objet de notre travail. Enfin, le chapitre se terminera par une analyse plus approfondie de cette maladie, en citant ses stades et les techniques de diagnostic utilisées.

2. L'anatomie et la fonction du cerveau :

Le cerveau est l'organe principal du système nerveux central. Il est composé de plusieurs sections principales [3]. Il contrôle les processus mentaux tels que la pensée, la perception et le mouvement, le cervelet qui contribue à la coordination motrice et à l'équilibre, le tronc cérébral qui contrôle les fonctions corporelles de base telles que la respiration et la pression artérielle (figure 1.1), et le cortex cérébral qui est la couche externe du cerveau et contrôle les processus cognitifs supérieurs tels que la réflexion, l'apprentissage et la mémoire. La figure qui suit nous montre les différentes régions du cerveau.

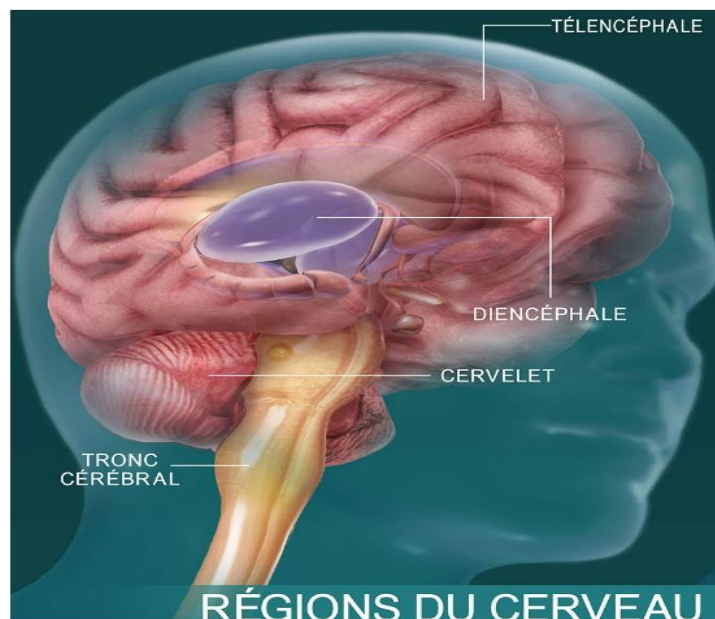


Figure 1.1: Régions de cerveau.

2.1. Télencéphale :

Il s'agit l'une des principales parties du cerveau, où le télencéphale forme la majeure partie de l'avant du cerveau [3]. Il est responsable de la régulation et de la coordination de nombreuses fonctions vitales et mentales. Sa partie externe est la matière grise ce qu'on appelle le cortex cérébral. Ce dernier se divise en deux parties : l'hémisphère droit et l'hémisphère gauche. Chaque partie est composée de quatre différents lobes comme le montre la figure 1.2 qui suit.

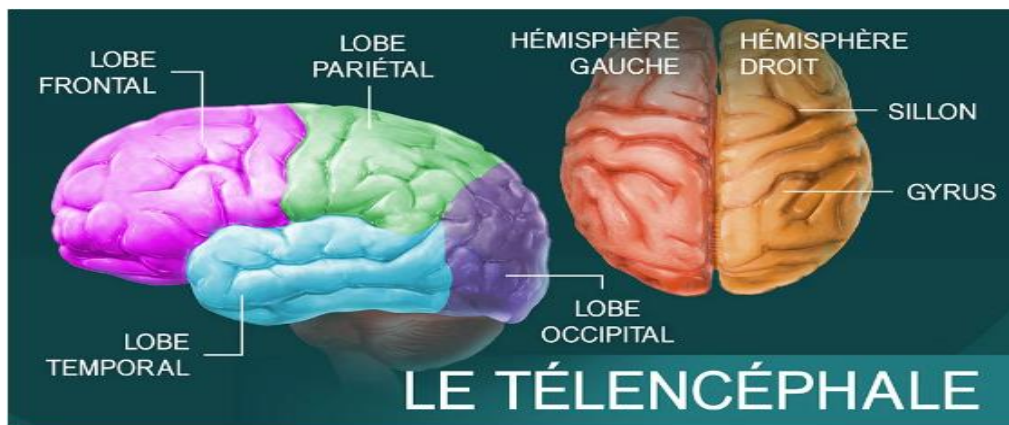


Figure 1.2 : La structure de télencéphale.

2.1.1 Le cortex cérébral :

Le tissu cortical dans le cerveau se compose principalement de corps cellulaires de neurones, et ses plis et ses fissures, formant des circonvolutions et des sulci. Il peut être divisé en quatre lobes : frontal, temporal, pariétal et occipital [4]. Chaque lobe correspond à des fonctions spécifiques et se spécialise dans différents domaines tels que la pensée, la mémoire, la planification, la prise de décision, le langage et la perception sensorielle.

2.1.1.1 lobe frontal : situé dans la partie avant du cerveau, directement derrière le front. Sa fonction inclut l'initiation et la coordination des mouvements. Les altérations de ce lobe entraînent des troubles du jugement et des émotions chez le patient.

2.1.1.2 lobe pariétal : Situé dans la partie supérieure et arrière de la tête. Connu pour l'incapacité à reconnaître les objets par le toucher. Il participe également à l'attention et au langage.

2.1.1.3 lobe temporal : se trouve de chaque côté du cerveau, au-dessus des oreilles. Joue rôle dans la réception et l'intégration des informations sensorielles en fait une partie essentielle des processus sensoriels et cognitifs. De plus, le lobe

temporal joue un rôle important dans le processus de formation de la mémoire, grâce à la présence de l'hippocampe en son sein [5]. Il est la partie la plus affectée par la maladie d'Alzheimer.

2.1.1.4 lobe occipital : Situé dans la partie arrière du cerveau, près de la base du crâne. Il est très légèrement affecté par la maladie d'Alzheimer. Il joue un rôle important dans le traitement des informations visuelles.

2.2. Le cervelet :

C'est la deuxième plus grande partie du cerveau. Le cervelet se trouve dans la partie postérieure du tronc cérébral. Il est composé de deux hémisphères, un droit et un gauche, reliés par une région médiane appelée le vermis comme indique la figure 1.3. Sa fonction principale est de maintenir la posture et l'équilibre, et contrôler les mouvements [3].

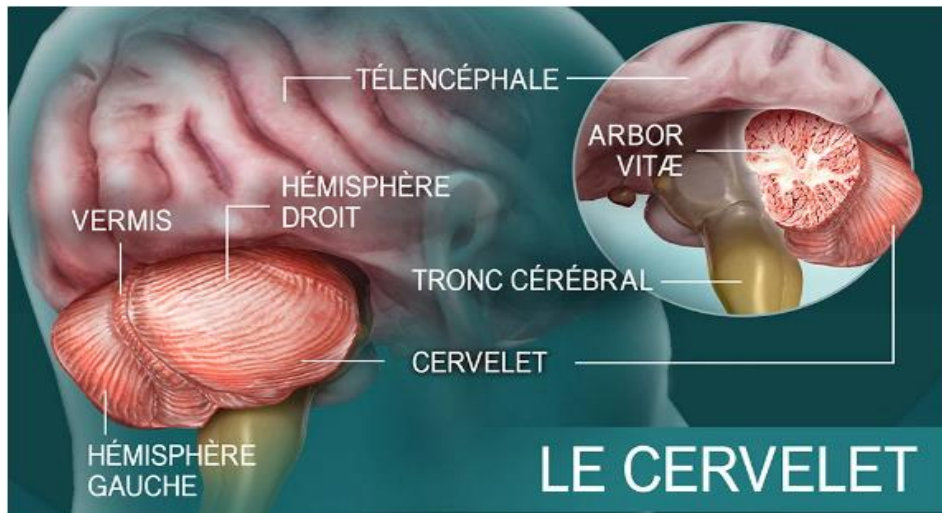


Figure 1.3 : Les composants de cervelet.

2.3. Le tronc cérébral :

Le tronc cérébral fait partie du système nerveux central et joue un rôle essentiel dans les fonctions vitales telles que la respiration, la régulation des battements cardiaques et le sommeil. Il agit comme un pont pour transmettre les signaux nerveux entre le cerveau et la moelle épinière. Situé à l'intérieur du crâne sous le cerveau, il passe par le foramen magnum pour rejoindre la moelle épinière. Le tronc cérébral est composé de substance grise entourée de substance blanche et comprend trois structures : le mésencéphale, le pont et la moelle allongée. Le mésencéphale se trouve sous le diencephale, tandis que le pont est situé entre le mésencéphale et la moelle allongée, séparé du cervelet par le quatrième ventricule [4].

2.4. Le diencephale :

C'est la région liée à la partie centrale du cerveau inférieur et à la partie antérieure du cerveau. Il se compose de deux masses symétriques en forme ovale. Le diencephale se compose principalement du thalamus, qui reçoit des données sensorielles du tronc cérébral et d'autres régions du cerveau et les envoie aux endroits appropriés dans le cortex cérébral. De plus, le thalamus détermine les signaux qui nécessitent la conscience et doivent être disponibles pour l'apprentissage et la mémoire. L'hypothalamus est également présent dans le diencephale pour contrôler les sensations sensorielles et régule les émotions. Il est considéré comme un centre de contrôle du système hormonal, transformant les signaux nerveux en hormones et les envoyant à l'hypothalamus. L'hypothalamus contrôle également le système nerveux (figure 1.4) [3].

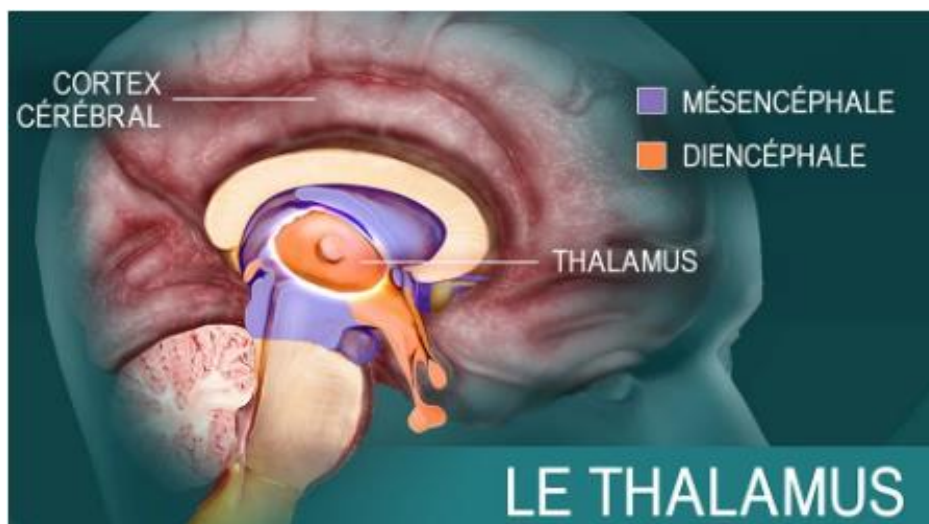


Figure 1.4 : Les composants de diencephale.

2.5. La moelle épinière :

Est une extension du cerveau dans la colonne vertébrale. Elle reçoit les informations sensorielles, génère des réponses motrices et transmet les informations sensorielles au cerveau pour les interpréter.

3. Maladies dégénératives :

C'est une classification générale des maladies qui entraînent une dégradation progressive des cellules nerveuses dans le cerveau et la moelle épinière. Ces maladies évoluent lentement et d'une manière irréversible, résultant de l'exposition à des substances

biologiques et à une accumulation anormale des protéines. Cette dégradation conduit à la perte des cellules et à une altération de la communication entre elles [6].

Le concept des maladies neurodégénératives englobe un ensemble de troubles comprenant des affections telles que la maladie de Parkinson, La démence à corps de Lewy ainsi que la maladie d'Alzheimer [7]. Malgré les similitudes entre ces maladies sur certains aspects, chacune d'entre elles se manifeste et affecte le corps et le cerveau d'une manière différente.

Dans cette étude, nous nous concentrons particulièrement sur la maladie d'Alzheimer, qui est la plus répandue parmi ces maladies et qui se caractérise par des spécificités uniques dans son développement et son impact sur le corps.

3.1 La maladie de Parkinson :

C'est une condition caractérisée par une détérioration progressive des fonctions motrices et neurologiques, due à une déficience en dopamine, un produit chimique jouant un rôle essentiel dans la coordination et le contrôle des mouvements musculaires. Les symptômes courants de la maladie de Parkinson incluent les tremblements, les difficultés de mouvement, la rigidité musculaire et l'akinésie, qui affectent négativement la capacité à effectuer les activités quotidiennes normalement [8]

3.2 La démence à corps de Lewy :

Cette maladie est une condition caractérisée par un déclin progressif des fonctions cognitives, marqué par la formation de corps de Lewy dans les cellules nerveuses, ce qui entraîne leur détérioration et une réduction de la capacité de penser, de se souvenir et de se comporter normalement. Elle affecte le cortex cérébral ou le tronc cérébral. Les patients présentent des fluctuations entre l'éveil et la somnolence, et peuvent souffrir d'hallucinations et de difficultés de mouvement similaires à celles observées dans la maladie de Parkinson. [8].

4. Définition de la maladie d'Alzheimer :

La maladie d'Alzheimer (MA) est une affection qui entraîne un déclin progressif des cellules nerveuses, commençant généralement dans la région de l'hippocampe avant de se propager au reste du cerveau. Les symptômes de la maladie d'Alzheimer apparaissent généralement de 5 à 12 ans avant le début de la maladie, et entraînent souvent le décès. La cause de cette maladie est attribuée à l'accumulation de protéines anormales dans le cerveau. Elle a été découverte par le médecin allemand Alois Alzheimer en novembre 1906. En 1911, cette maladie a été officiellement reconnue comme une entité distincte par le psychiatre

allemand Emil Kraepelin. [9]. La figure 1.5 ci-dessous montre la différence entre un cas sain et un cas pathologique, indiquant un rétrécissement dans la matière grise chez un sujet pathologique.

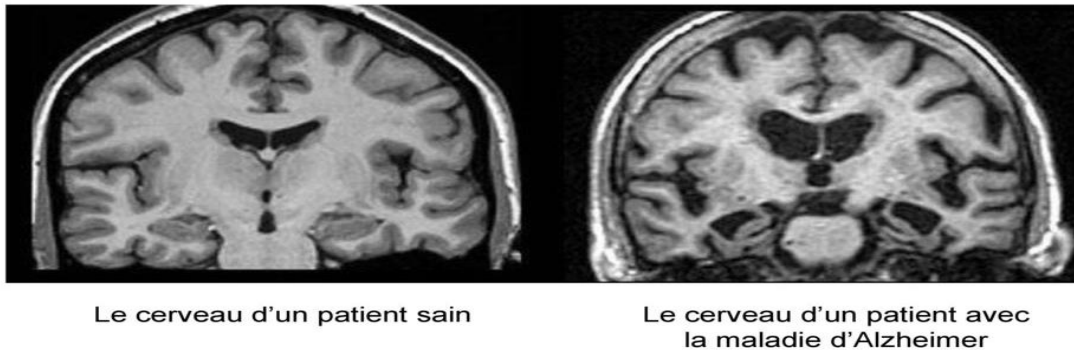


Figure1.5 : Cas normale et cas pathologie de la maladie d'Alzheimer.

4.1. Epidémiologie :

Selon les rapports de l'Organisation mondiale de la santé (OMC), le nombre de personnes atteintes par la maladie d'Alzheimer dans le monde atteint des millions, et on s'attend à ce que ce chiffre augmente considérablement dans les années à venir. Les statistiques montrent que cette maladie affecte de nombreuses personnes à travers le monde.

4.1.1 Dans le monde :

Autour du monde en 2015, plus de 47,5 millions de personnes souffrent de la MA avec environ 7,7 millions de nouveaux cas attendus chaque année [10].

4.1.2 En France :

Selon une étude de PAQUID, environ 860 000 personnes sont affectées par la maladie d'Alzheimer. Il est constaté que les femmes sont plus touchées que les hommes après l'âge de 75 ans, avec un taux d'incidence de 13,2% chez les hommes et de 20,5% chez les femmes.

Après l'âge de 85 ans, le taux de prévalence augmente considérablement, atteignant environ 25% des personnes atteintes. Selon une étude faite [11], les cas précoces ne sont pas rares non plus, avec environ 32 000 cas avant l'âge de 60 ans et 1 000 cas avant l'âge de 50 ans.

4.1.3 En Algérie :

En ce qui concerne l'Algérie (2010), environ 10 000 personnes ont été recensées comme étant atteintes de la maladie d'Alzheimer [10].

La figure 1.6 ci-dessous montre une évolution significative du nombre de personnes atteintes par cette maladie entre les années 2010 et 2016. Ceci montre un changement de tendance au fil des années mentionnées. Dans le même contexte, le graphique montre une évolution et une augmentation significative du taux de maladie d'Alzheimer, avec une augmentation de 115000 personnes au cours de la période de quatre ans (2010-2015) [12].

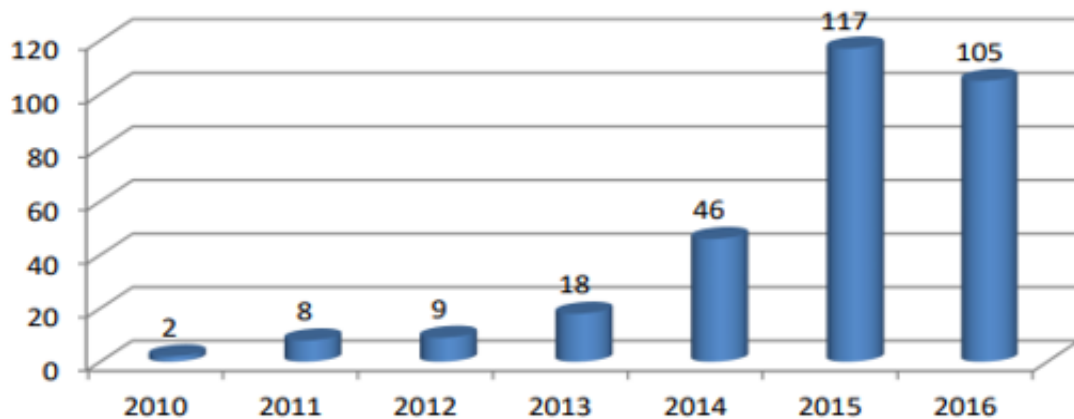


Figure 1. 6 : Évolution de la maladie entre deux années 2010 et 2016 en Algérie.

4.2 Les facteurs de risques :

La maladie d'Alzheimer est un problème de santé mondial croissant, et parmi les facteurs qui peuvent augmenter le risque d'atteinte par cette maladie, nous citerons : l'âge, le sexe [13] et les facteurs génétiques.

En 2018, l'Organisation internationale Women's Brain Project (WBP) a réalisé une analyse scientifique concernant les différences entre le sexe pour découvrir pourquoi les femmes sont plus susceptibles à cette maladie, l'analyse a mis en lumière plusieurs aspects, y compris la dépression et la baisse des niveaux d'œstrogène pendant la ménopause [14].

Le tableau 1.1 ci-dessous met en évidence l'effet des facteurs de risque liés à l'âge et au sexe sur l'incidence de la maladie d'Alzheimer. Il est clair que les femmes sont plus susceptibles d'être atteintes de la maladie d'Alzheimer que les hommes. Le risque de développer la maladie chez les hommes augmente dans la tranche d'âge de 74 à 84 ans. En revanche, le risque de développement de la maladie chez les femmes augmente continuellement avec l'âge. Cela souligne l'importance de la surveillance et de la prévention ciblées pour les femmes.

| Age | Hommes | Femmes | Total |
|----------------------|---------|---------|---------|
| 65-69 | 9149 | 16561 | 25 710 |
| 70-74 | 19 711 | 44 816 | 64 527 |
| 75-79 | 65 798 | 71 349 | 137 147 |
| 80-84 | 71 217 | 164 112 | 235 329 |
| 85-89 | 40 491 | 121 165 | 161 656 |
| >90 | 31 841 | 200 452 | 232 293 |
| Total > 65 | 238 207 | 618 455 | 856 662 |
| Total > 75 | 209 347 | 557 078 | 766 425 |

Tableau 1.1 : Le fossé entre les femmes et les hommes atteints de la maladie d'Alzheimer à différents âges en France 2004.

4.2.1 Les facteurs génétiques :

La maladie d'Alzheimer héréditaire est rare et associée à seulement trois gènes spécifiques : APOE4, SORL1 et TREM2. Bien que la plupart des cas d'Alzheimer ne soient pas hérités directement, les antécédents familiaux jouent un rôle dans l'apparition de la maladie. Ainsi, les personnes ayant un parent ou un frère/sœur atteint présentent un risque plus élevé de contracter cette maladie. Actuellement, les chercheurs se concentrent sur la compréhension des interactions moléculaires et des mécanismes fondamentaux pour développer des stratégies thérapeutiques futures [15].

4.3 Signes et symptômes de la maladie d'Alzheimer :

A un stade précoce, la maladie est souvent silencieuse et discrète, caractérisée par des symptômes ordinaires qui s'aggravent progressivement avec le temps. Parmi ces symptômes, nous pouvons noter :

4.3.1 Les troubles de la mémoire :

Les problèmes de mémoire sont les premiers signes de la maladie d'Alzheimer, pouvant durer plusieurs mois ou années. Les patients oublient les noms et les adresses, ils ont du mal à converser, et avec le temps, leur mémoire des événements passés est affectée, rendant difficile la prise de décisions et le rappel des activités quotidiennes de manière précise.

4.3.2 Les troubles du comportement :

Les troubles comportementaux se manifestent plus tard, tels que l'indifférence, la baisse d'activité et l'incapacité à reconnaître les proches (perte de conscience), ce qui peut entraîner des problèmes psychologiques voire la dépression. Des troubles du sommeil et de la personnalité, tels que l'irritabilité et les idées de persécution, peuvent également apparaître. Le manque d'hygiène personnelle et de nutrition adéquate peut résulter de cette négligence.

4.3.3 Les troubles du langage :

Dans la première étape, le patient cherche les mots appropriés et trouve difficile de s'exprimer clairement. Avec la progression de la maladie, le langage devient de plus en plus confus et difficile à comprendre, affectant sa capacité à saisir le langage et les événements autour de lui. Cela entraîne son isolement social et une diminution de son interaction avec les autres, représentant ainsi un défi majeur qui nécessite compréhension, patience et empathie de la part de tous.

4.3.4 Les trouble du mouvement :

Les patients rencontrent des difficultés dans l'exécution des activités quotidiennes qui nécessitent des mouvements corporels et une coordination motrice. Cela peut se manifester dans plusieurs aspects de la vie quotidienne, tels que la réalisation des tâches de base telles que la manipulation d'objets avec les mains, l'utilisation d'outils et d'aliments correctement, ainsi que l'accomplissement des activités personnelles telles que le bain et l'habillement. De plus, cela affecte leur capacité à écrire clairement ou à effectuer des tâches manuelles complexes. Ils peuvent également souffrir de faiblesse musculaire et de coordination motrice, ce qui les rend incapables de réaliser les activités quotidiennes avec la même efficacité qu'auparavant.

4.3.5 Les trouble de la reconnaissance des visages :

Dans les cas de trouble de la reconnaissance faciale, les patients éprouvent des difficultés à reconnaître les visages, y compris leur propre visage lorsqu'ils se regardent dans le miroir. De plus, ils ont du mal à identifier les autres personnes, que ce soient des membres de leur famille, leurs amis ou des connaissances.

4.4 Les cause :

La maladie d'Alzheimer est une forme courante de démence, caractérisée par un déclin progressif de la mémoire, de la pensée et du comportement. Bien que ses causes ne soient pas entièrement connues, les chercheurs signalent l'existence de plusieurs facteurs qui pourraient contribuer à son apparition.

4.4.1 Lésions microscopiques de la maladie d'Alzheimer :

Le classement des lésions microscopiques de la MA est un élément essentiel de l'étude de cette maladie neurodégénérative, et il comprend l'identification des troubles tissulaires et des changements cellulaires qui se produisent au niveau du cerveau en raison de l'accumulation anormale de protéines. Cela se reflète dans cette partie, où la classification est divisée en deux catégories : les dépôts de peptide amyloïde A β , la pathologie neurofibrillaire

4.4.1.1 Les dépôts neurofibrillaire :

Les dépôts neurofibrillaires se forment à l'intérieur des neurones, principalement à partir d'agrégats de fibres nerveuses contenant anormalement la protéine tau. Ce phénomène conduit à une accumulation anormale de cette protéine. Jusqu'à présent, aucune mutation génétique n'a été prouvée pour contribuer à la formation de ces cas anormaux [16].

4.4.1.2 Les dépôts de peptide bêta-amyloïde :

Dans le cerveau, le peptide amyloïde bêta (A β) est généralement présent à des concentrations faibles. Ce peptide est produit lorsque la protéine précurseur de l'amyloïde (APP) est clivée à travers la membrane cellulaire par deux enzymes [17], la bêta-sécrétase et la gamma-sécrétase. Dans la maladie d'Alzheimer, on observe une accumulation anormale du

peptide A β à l'extérieur des cellules, formant des agrégats. Ces dépôts amyloïdes sont présents dans tout le cerveau et jouent un rôle crucial dans la physiopathologie de la maladie, affectant la plupart des régions cérébrales dès les stades précoces, y compris les zones où aucun symptôme des maladies à corps de Lewy n'est encore visible.

Les plaques séniles : Sont des lésions complexes, comprenant des dépôts de peptide A β au centre, entourés de périphéries de lésions neurofibrillaires. Elles peuvent être observées dans la Figure 1.7 qui suit.

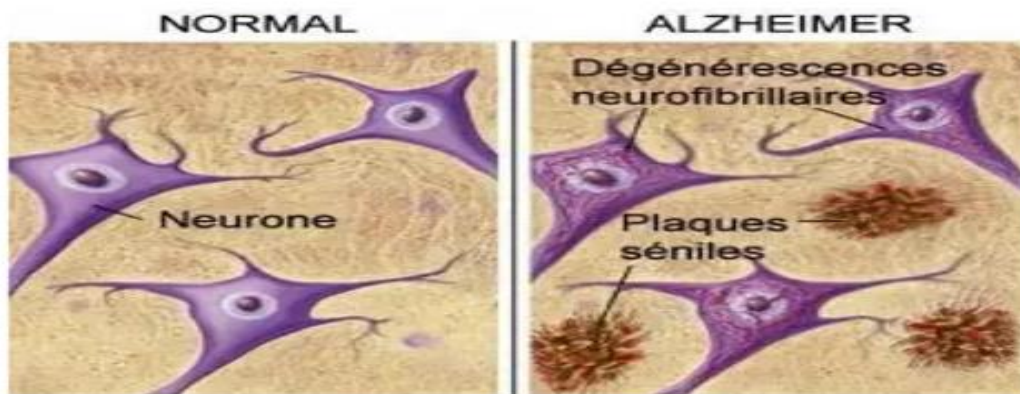


Figure 1.7 : Les lésions de la maladie d'Alzheimer.

La figure 1.7 présente la cellule nerveuse affectée par la maladie d'Alzheimer, montrant plusieurs changements dans la forme et la structure par rapport à la cellule saine. La cellule affectée apparaît gonflée et déformée, tandis que la cellule saine semble régulière et saine. De plus, les ramifications, qui jouent un rôle dans la réception des signaux nerveux des autres cellules nerveuses, semblent contractées dans la cellule affectée par la maladie d'Alzheimer. Sur le plan interne, le noyau, qui est le centre de contrôle de la cellule nerveuse, semble gonflé dans la cellule affectée, ainsi qu'une formation sénile.

4.5 Évolution de la maladie :

La maladie d'Alzheimer évolue à travers plusieurs stades au fil des années, et son évolution varie considérablement d'une personne à l'autre. Nous savons maintenant que les dommages cérébraux commencent avant l'apparition des symptômes, jusqu'à 5 à 12 ans au moins avant. Les symptômes apparaissent généralement après l'âge de soixante ans. Plus la durée de la maladie est longue, plus le déclin s'accélère. On constate que la maladie évolue en trois stades : débutant, modéré et sévère (figure 1.8) [17].

4.5.1 Stade débutant :

À ce stade, une perte de mémoire et des changements d'humeur sont observés. Cependant, il n'est pas possible de confirmer si ces symptômes indiquent exactement la MA.

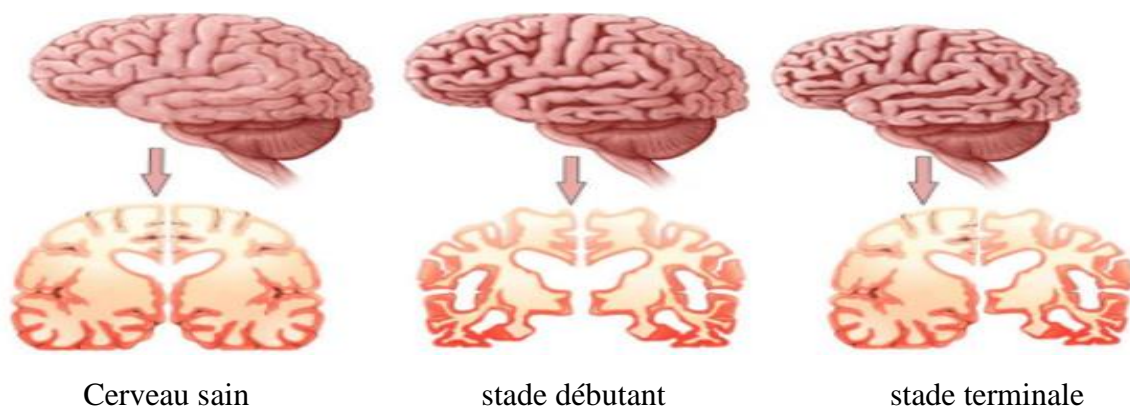
Les personnes touchées peuvent ne pas réaliser la gravité des problèmes de mémoire auxquels elles sont confrontées et la nature des défis auxquels elles pourraient être confrontées, pensant simplement que ces problèmes ne sont que des changements temporaires. Cette étape dure généralement entre 2 et 5 ans, mais peut durer plus longtemps selon la réponse individuelle au traitement [17].

4.5.2 Stade modéré :

Les problèmes de mémoire deviennent plus évidents, avec une confusion croissante dans la gestion du temps et de l'espace, en particulier dans l'exécution des tâches quotidiennes. On observe également des troubles du langage tels que des difficultés à nommer les objets et un manque de mots, ainsi qu'une compréhension et une écriture altérées, en plus de difficultés à reconnaître les objets familiers. À ce stade, le diagnostic de la maladie est posé, et cette phase est considérée comme la plus longue parmi les différentes étapes de la maladie, pouvant durer jusqu'à environ dix ans [17].

4.5.3 Stade avancé :

Les symptômes observés dans les stades précédents s'aggravent, avec une perte d'indépendance et d'autonomie chez le patient, qui perd la capacité de vivre seul. Cette étape peut durer jusqu'à 3 ans ou plus, et se termine généralement par le décès du patient, souvent en raison de complications indirectes telles que la malnutrition [17].



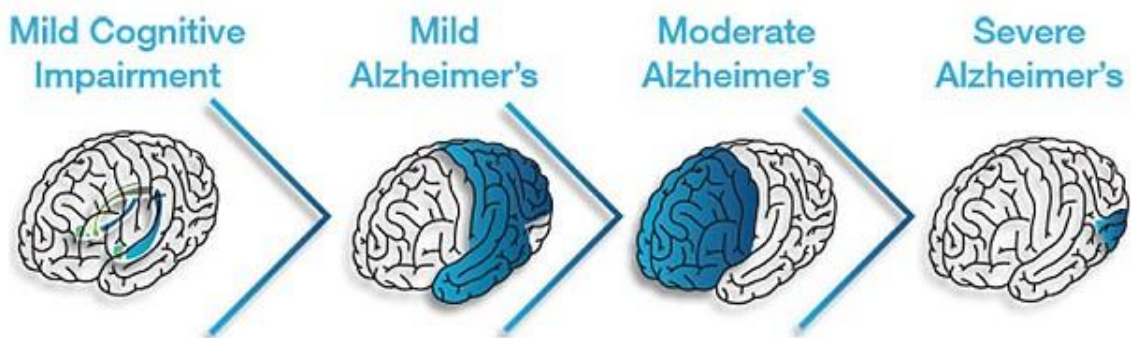


Figure 1.8 : Évaluation de la maladie d'Alzheimer.

Comme illustre la figure 1.8, la taille du cerveau diminue progressivement avec l'évolution de la maladie d'Alzheimer. Cela est dû à la mort des cellules nerveuses, ainsi que l'atrophie est plus prononcée dans les régions fortement affectées par la maladie.

4.6 Diagnostic :

Le diagnostic précis de la maladie d'Alzheimer représente un défi majeur dans le domaine médical, car il nécessite l'évaluation des symptômes et des signes caractéristiques de la maladie, ainsi que la détermination de ses stades de progression. Cela se fait à travers des examens spécialisés visant à identifier la phase dans laquelle se trouve le patient et à proposer le traitement approprié. Lorsque le médecin soupçonne la présence de la maladie d'Alzheimer chez un patient, il le soumet à une série de questions. Si les réponses sont positives, il est probable que le patient ne soit pas atteint, mais si elles sont négatives, le patient est orienté vers des examens complémentaires, notamment la tomographie par émission de positons (TEP), la tomodensitométrie (Scanner), et l'imagerie par résonance magnétique (IRM).

Nous résumons un ensemble de questions (Mini-Mental State Exam (MMSE)) que le médecin pose au patient pour diagnostiquer son état de maladie d'Alzheimer sous forme de points [18].

- Identifier la date du jour, la saison, le jour de la semaine et l'endroit (la ville, l'État, le comté).
- Donner le nom de l'endroit où il se trouve.
- Demander à quel étage se trouve le bâtiment.
- Nommer trois objets, puis demander au patient de les répéter. Même après quelques minutes.
- Demander à la personne de rédiger une phrase ou de dessiner.

- Présenter une série d'images au patient et lui demander de les nommer.
- Demander de faire épeler le mot "WORLD" à l'envers après l'avoir épilé normalement.

Les réponses sont enregistrées avec des numéros spécifiques : les réponses correctes obtiennent 1 et les incorrectes obtiennent 0. L'absence de réponse est enregistrée avec 6, et l'absence de gestion du test est enregistrée avec 9. En cas de doute, les réponses sont enregistrées pour examen ultérieur. Si le patient est incapable de répondre en raison de handicaps tels que la cécité, cela doit être indiqué. Des instructions détaillées sont fournies pour évaluer l'état mental du patient, avec quelques exceptions. Il y a également des directives pour évaluer chaque élément individuellement, avec 0 pour les réponses incorrectes et 9 pour les éléments non administrés. Si le score est réduit de trois points ou plus, le patient est référé à un neurologue [18].

Bien que les questions posées semblent simples pour une personne en bonne santé, elles peuvent être très difficiles pour les personnes atteintes de la maladie d'Alzheimer. Ces questions peuvent susciter des sentiments de frustration et d'anxiété chez les patients, car ils ont du mal à retrouver leurs souvenirs et à penser clairement.

4.6.1 Les examens complémentaires :

Des évaluations neurologiques et psychologiques spécialisées sont réalisées pour confirmer le diagnostic, et le choix de l'IRM, de la TEP et du scanner dépend de la situation et des conditions individuelles du patient. Le médecin doit choisir la technique appropriée en fonction de l'état clinique du patient. En cas de diminution de trois points ou plus, le patient doit être référé à un neurologue pour un examen plus approfondi.

4.6.1.1 La technologie de l'Imagerie par Résonance Magnétique(IRM)

L'IRM est une technique d'imagerie non invasive et sans danger utilisée pour surveiller les changements cérébraux associés à la maladie d'Alzheimer. En enregistrant les modifications structurelles du cerveau, les médecins peuvent observer la contraction de certaines zones cérébrales, y compris l'hippocampe, qui joue un rôle crucial dans la mémoire et est souvent affecté par la maladie d'Alzheimer. Cela se fait en mesurant les variations du flux sanguin cérébral. L'IRM peut être utilisée pour détecter précocement les signes de la maladie d'Alzheimer et surveiller son évolution elles peuvent être observées dans la Figure 1.9 [19].

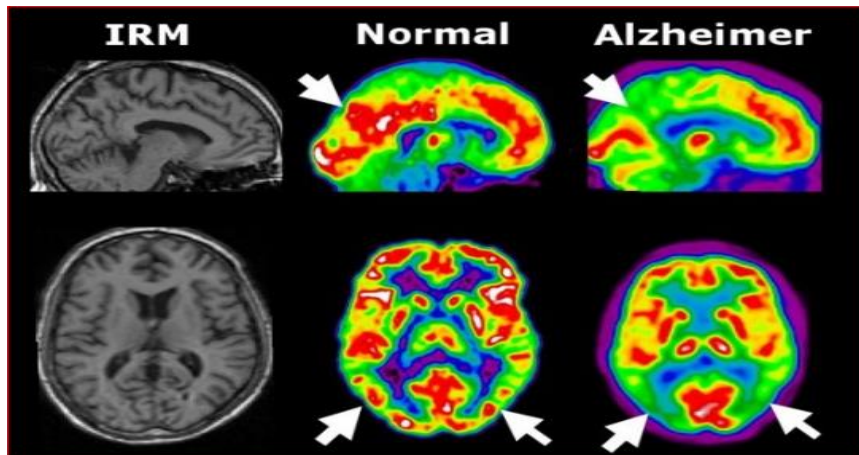


Figure 1.9 : La technologie de scanner permet de distinguer entre une personne saine et une personne atteinte.

4.6.1.2 La technologie de scanner :

Est considérée comme l'une des méthodes les plus précises pour diagnostiquer la maladie d'Alzheimer. Le scanner permet de détecter les changements structurels dans le cerveau et de déterminer la présence d'accumulation de plaques bêta-amyloïdes et d'enchevêtrements dus à la protéine tau, qui sont deux marqueurs distinctifs de la maladie. Cela aide à identifier les stades de la maladie et à orienter le traitement de manière efficace [19].

4.6.1.3 La technique de la tomographie par émission de positrons (PET) :

C'est un outil important dans le diagnostic de la MA, permettant l'injection de substances radioactives pour identifier l'accumulation de la protéine bêta-amyloïde et l'agrégation de la protéine tau dans le cerveau. Grâce à cette technologie, les médecins peuvent surveiller les changements biomédicaux associés à la maladie, l'aidant à identifier les stades de la maladie et à choisir le traitement approprié, en plus de réaliser un suivi régulier de l'évolution de la maladie. La figure 1.10 illustre la différence entre un cas normal et un cas malade utilisant la technologie TEP [20].

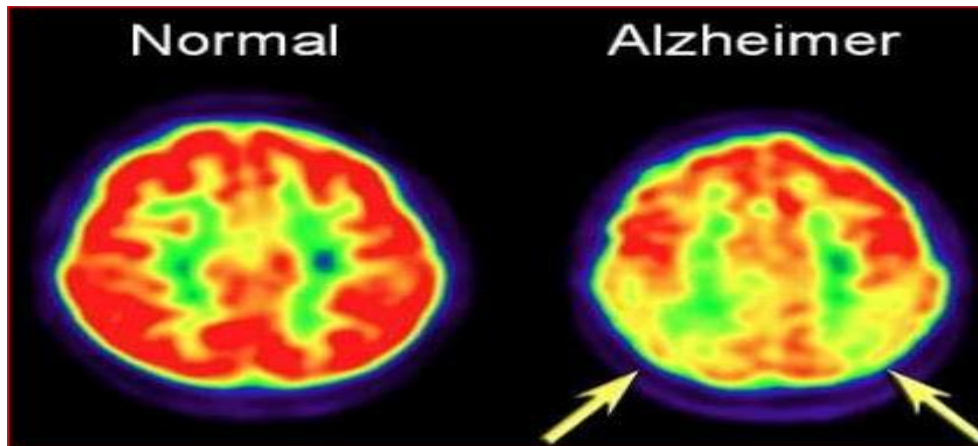


Figure 1.10 : Cas normal et cas pathologie en utilisant la technologie TEP.

4.7. Prévention :

La compréhension et l'analyse des facteurs potentiels de la maladie d'Alzheimer revêtent une importance cruciale, car elles peuvent aider à prendre des mesures préventives et à adopter un mode de vie sain qui réduit les risques de contracter la maladie. De plus, cela peut contribuer au développement de stratégies pour traiter cette maladie complexe et fournir les soins appropriés aux patients. En général, la compréhension et l'analyse de ces facteurs peuvent améliorer la sensibilisation générale à la maladie d'Alzheimer et orienter les efforts pour la combattre de manière efficace et globale en faisant attention à ses habitudes de vie [21] :

- Pratiquer régulièrement des exercices physiques.
- Maintenir un poids sain et une alimentation équilibrée.
- Maintenir une activité mentale telle que la lecture et les jeux de mémoire.
- Maintenir des relations sociales et interagir avec les amis et la famille.

4.8. Traitement :

En ce qui concerne les traitements disponibles pour la maladie d'Alzheimer, ils comprennent les traitements médicaux et les traitements alternatifs. Malheureusement, il n'existe pas encore de traitement curatif pour cette maladie, mais plusieurs médicaments sont utilisés pour soulager les symptômes et ralentir sa progression. En revanche, les traitements alternatifs comprennent l'utilisation de compléments alimentaires, d'herbes et de substances naturelles comme les oméga-3, la vitamine D et le curcuma, qui sont censés améliorer les symptômes ou ralentir la progression de la maladie [22].

Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons abordé les notions essentielles de l'anatomie cérébrale, ensuite nous avons rappelé quelques exemples sur les maladies neurodégénératives en se concentrant sur l'Alzheimer, une pathologie très fréquente pouvant aller jusqu'au décès. Nous avons présenté les différents points essentiels concernant cette maladie à savoir les symptômes, les causes, les stades, ainsi les examens cliniques utilisés pour détecter l'Alzheimer. Nous sommes arrivés à conclure qu'à ce jour il n'existe aucun traitement pour guérir cette maladie.

Le prochain chapitre sera consacré aux différents travaux réalisés pour la détection précoce de la maladie d'Alzheimer ainsi que les techniques d'apprentissage profond les plus utilisées pour construire un système d'aide au diagnostic performant.

Chapitre 02

Apprentissage profond

1. Introduction :

Au cours des dernières années, le développement des systèmes d'aide au diagnostic précoce de la maladie d'Alzheimer a connu des progrès considérables en utilisant diverses technologies, y compris l'apprentissage profond. Ce dernier se distingue par sa capacité à différencier entre les cas sains et les cas malades efficacement en analysant des images médicales telles que les images par résonance magnétique cérébrale.

Ce chapitre aborde deux sections principales. La première se concentre sur la présentation de quelques travaux récents disponible dans la littérature sur le diagnostic de cette maladie. La deuxième section, discute le principe de l'apprentissage profond ainsi que les modèles les plus utilisés pour la classification des images médicales.

2. Etat de l'art

Les chercheurs ont accordé une attention considérable à cette maladie dans le but de la détecter précocement. Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature pour la classification binaire ou multiclassées de cette pathologie à partir des images IRM. Tous les travaux mentionnés dans la partie ci-dessous ont été testé et évalué en utilisant la base de donnée publique KAGGLE que nous allons l'utiliser dans ce projet de fin d'étude pour évaluer nos modèles proposés.

Hamdi Skander[23] ont développé un nouveau modèle pour la classification multiclassées d'Alzheimer. Le modèle a été amélioré en utilisant des techniques d'augmentation des données telles que la réflexion, le redimensionnement et la rotation, ainsi que l'utilisation de couches supplémentaires comme le dropout et la normalisation par lots. La technique de la validation croisée K-Fold a été utilisée pour évaluer la capacité du modèle à traiter divers ensembles de données. La précision a été mesurée comme résultat de l'évaluation, et le résultat était de 95,66%.

Dans le même contexte, ISHA GUPTA et al. [24], ont proposé un modèle profond contenant 40 couches, ce qui permet d'extraire les caractéristiques les plus pertinentes et classer les différents stades de la maladie. Le modèle a obtenu une précision de 98,9%.

Mian Muhammad Sadiq Fareed et al [25] a mené une recherche proposant un nouveau modèle appelé ADD-Net, basé sur la technologie des réseaux de neurones profonds, en particulier sur les réseaux de neurones convolutifs (CNN). L'objectif de ce modèle est de classer avec précision les stades de la maladie d'Alzheimer en utilisant un nombre relativement restreint de

paramètres et de coûts de calcul, dans un contexte de classification multiclasse. La technique SMOTETOMEK a été utilisée pour traiter le problème du déséquilibre entre les classes dans l'ensemble de données. L'évaluation de la performance de l'ADD-Net s'est basée sur des mesures telles que la précision, qui s'est élevée à 97%.

Omar Altwijri et al.[26] proposent une méthode consistant à développer un réseau neuronal profond (DL) en utilisant EfficientNetB0. Ils ont classé les données en plusieurs classes selon les différents niveaux de gravité de la maladie d'Alzheimer. Ensuite, ils ont subdivisé ce groupe de données en un ensemble d'entraînement contenant 80 % et un ensemble de test contenant 20 %. En fin de compte, ils ont calculé les résultats et ont atteint une précision de classification moyenne globale de 99,3 %.

De plus, Spogmay Yousafzai et al [27] ont appliqués les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) pour la classification binaire. Ils ont utilisé deux ensembles de données différents, chacun contenant deux classes distinctes. Le premier ensemble de données comprenait les classes "démence" et "non-démence", tandis que le deuxième comprenait les classes "légère" et "non-légère". Ils ont proposé un modèle de classification à configuration limitée comprenant une couche de convolution, une couche de regroupement, et une couche entièrement connectée. Enfin, les performances ont été évaluées, le deuxième ensemble de données surclassant le premier avec une précision de 100% contre 99%.

Dans le travail réalisé par les chercheurs Murat Avşar et Kemal Polat [28], un modèle CNN a été utilisé pour diagnostiquer la maladie d'Alzheimer, mais la structure du CNN n'a pas été modifiée de manière significative. Cela a été réalisé en classifiant les données en plusieurs catégories après avoir utilisé la technique SMOTE pour équilibrer les données. Le taux de réussite en termes de précision est de 96,35%.

D'autre part, Piyush Nagpal et Jay Raviraj Deore [29], trois modèles différents d'apprentissage profond ont été évalués : les réseaux neuronaux convolutifs (CNN), InceptionV3 et Efficient Net B0, pour la détection précoce de la maladie d'Alzheimer. La classification des données en multiclasse a été utilisée, et les résultats ont montré que le modèle CNN a atteint une précision élevée de 98,75 %. Cette performance dépasse celle des deux autres modèles, avec une précision d'environ 62,39 % pour InceptionV3 et environ 97,03 % pour Efficient Net B0.

Dans le même contexte, Doaa Ahmed Arafa et al [30] ont utilisé deux modèles différents pour la classification : un modèle CNN et un modèle VGG16 pré-entraîné. Ils ont classifié la base de données en plusieurs classes. La base de données a été augmentée en utilisant six méthodes différentes qui sont : la rotation, la réflexion, le retournement, la translation horizontale et vertical, la distorsion, le zoom et la réflexion horizontale. Selon les résultats, le modèle CNN proposé a atteint une précision de classification de 99,95 %, ce qui est supérieur à celui du modèle VGG16.

Différents algorithmes ont été proposés par Shaymaa E. Sorouret al [31] pour classification binaire d'Alzheimer. Les méthodes comprennent l'utilisation de CNNs sans et avec augmentation, ainsi que CNNs + LSTM avec augmentation, CNNs + SVM avec augmentation, ainsi que l'utilisation du modèle VGG16 avec SVM en utilisant l'apprentissage par Transfer, et l'augmentation des données avec ImageDataGenerator. Ensuite, la précision de chaque méthode a été calculée pour mesurer sa performance dans la classification des images, où le résultat le plus élevé a été obtenu pour CNNs + LSTM avec augmentation de données à 99,92%.

3. L'apprentissage profond :

L'apprentissage profond (Deep Learning en anglais), connu sous le nom des réseaux neuronaux profonds, est une forme d'apprentissage automatique qui repose sur l'utilisation de réseaux de neurones à plusieurs couches pour simuler les capacités complexes de prise de décision du cerveau humain. La figure 2.1 présente la relation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond.

Ces techniques utilisent comme entrée des données brutes telles que les images plutôt que les données numériques (caractéristiques extraites). Ce type d'apprentissage peut reconnaître et apprendre à partir de caractéristiques diverses, allant des plus simples aux plus complexes. L'apprentissage profond représente la force motrice derrière la plupart des applications d'intelligence artificielle que nous utilisons aujourd'hui. Les réseaux neuronaux profonds sont formés sur un grand ensemble de données annotées pour améliorer leurs performances, et ils se distinguent par leur capacité à reconnaître des motifs complexes et à interagir avec les données de manière quasi-autonome. De plus, les réseaux neuronaux profonds (CNN), sont parmi les modèles les plus utilisés pour la segmentation et la classification des images médicales.

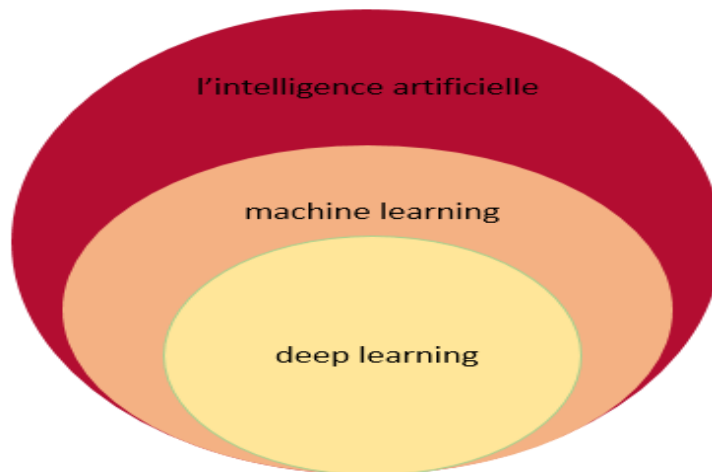


Figure 2.1 : La relation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond.

3.1 Réseau de neurones convolutif (CNN) :

Les réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) sont des modèles de l'apprentissage profond utilisés principalement pour l'analyse des données visuelles telles que les images. Ces réseaux s'appuient sur des principes algébriques linéaires, en particulier les opérations de transformation, pour extraire des caractéristiques et identifier des motifs à l'intérieur des images. Les CNNs se distinguent par leur efficacité dans le traitement des images et leur capacité à s'adapter avec d'autres types de données signalétiques telles que le son.

L'architecture des CNN s'inspirent des schémas de connexion dans le cerveau visuel humain. Ces réseaux organisent les neurones artificiels de manière à leur permettre de comprendre les informations visuelles et d'analyser les images de manière exhaustive.

Comparées aux anciennes techniques, qui nécessitent généralement le traitement partiel des données visuelles ou l'utilisation d'images tronquées ou de faible résolution, les réseaux neuronaux convolutionnels sont plus efficaces dans l'analyse complète des images, ce qui résulte des performances supérieures dans une variété de tâches liées aux images. Ces modèles utilisent un ensemble de couches telles que : la convolution, pooling, fonction d'activation et entièrement connectée pour produire les résultats (La figure 2.2) [32]. À mesure que les données traversent ces couches, la complexité du CNN augmente, ce qui lui permet progressivement de couvrir une plus grande partie de l'image et d'extraire des caractéristiques.

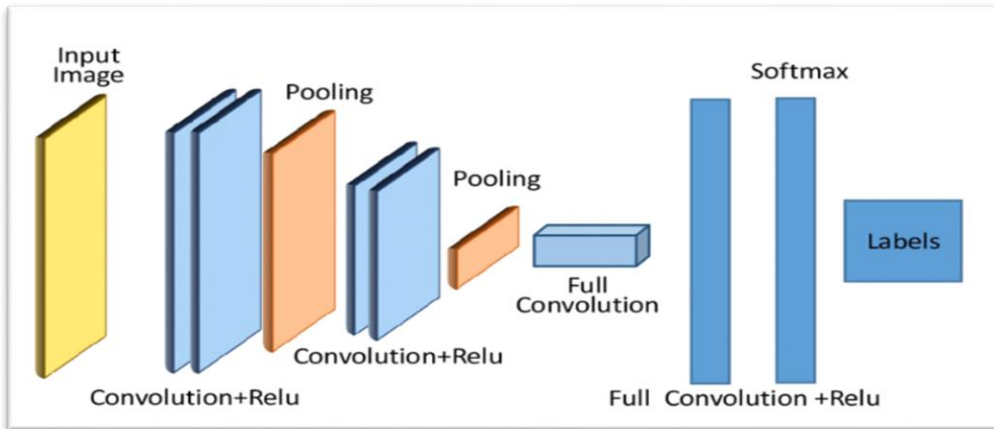


Figure 2.2 : Architecture d'un réseau de neurones convolutive.

La figure 2.3 nous montre qu'un CNN est construit par une couche de convolution suivi par une fonction d'activation pour extraire les caractéristique, une couche de POOLING pour réduire la taille spatiale et enfin une couche entièrement connecté suivi par Sigmoidepour prédire la classe.

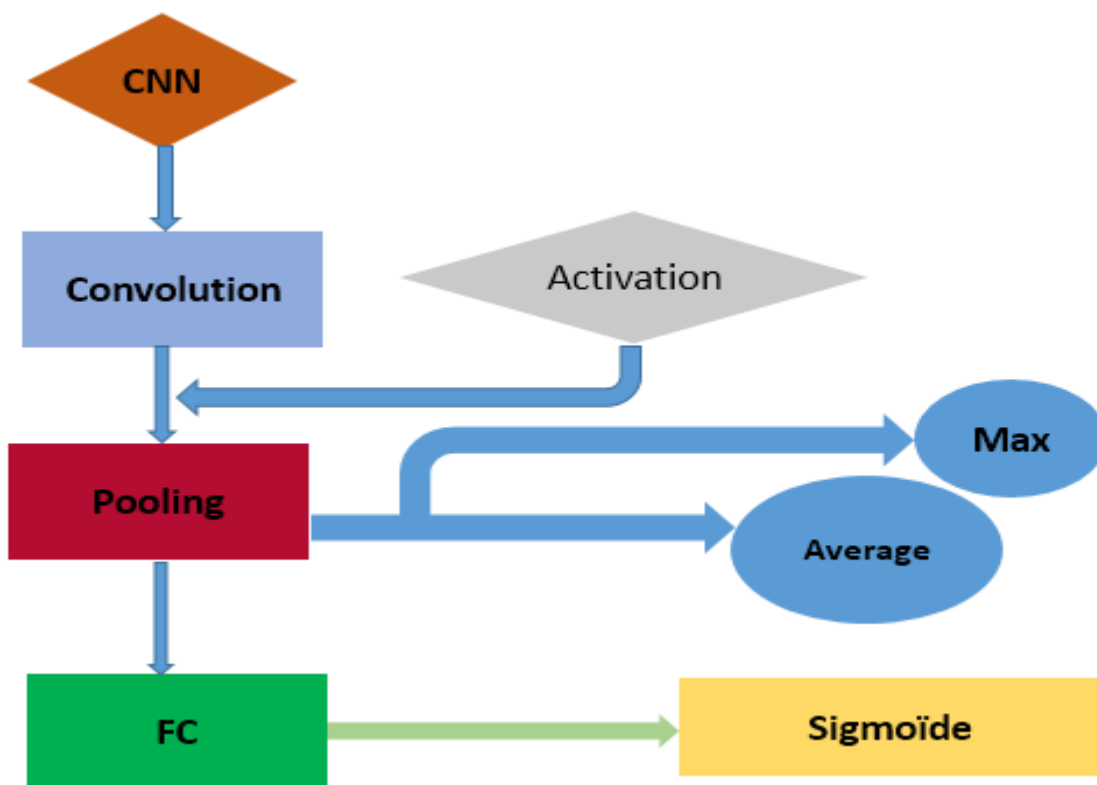


Figure 2.3 : La structure de CNN.

La différente couche d'un réseau de neurones convolutive :

3.1.1 Couche de convolution :

La couche de convolution est l'une des principales couches et l'essence des réseaux de neurones convolutifs (CNN). Cette couche utilise un ensemble de filtres de petite taille (figure 2.4) pour balayer les images et extraire des caractéristiques, telles que les bords et les textures. Chaque filtre produit en sortie une carte de caractéristiques contenant une information différente.

Un CNN Comporte souvent plusieurs couches constitutionnelles empilées. À travers cette structure hiérarchique, dans la première couche, des caractéristiques simples telles que les couleurs et les bords sont identifiées. Les couches subséquentes permettent l'extraction de motifs plus complexes.

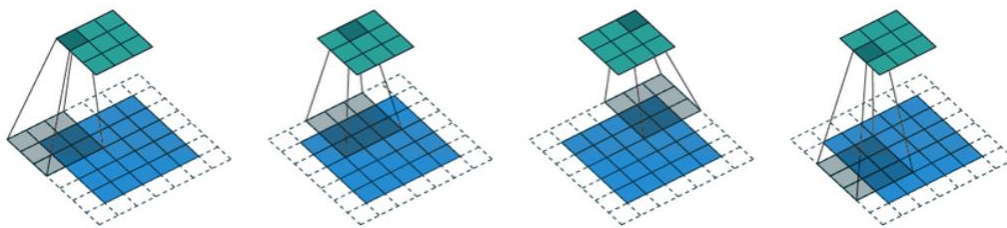


Figure 2.4: Une opération de convolution avec stride de 2 et zero-padding de 1.

3.1.2 Fonctions d'activation :

Après chaque couche de convolution, la couche d'activation est utilisée, qui est considérée comme la fonction non linéaire dans le modèle. Cette fonction vise à apprendre les relations complexes entre les données pour le réseau neuronal. Parmi les fonctions d'activation les plus couramment utilisées nous citons : ReLU et SoftMax.

Fonction Unité linéaire rectifiée (ReLU) : Cette fonction est l'une des fonctions d'activation les plus utilisées dans les CNN en raison de sa simplicité et de sa rapidité de calcul. Cette fonction travaille en faisant en sorte que toutes les valeurs de sortie soient positives en remplaçant chaque valeur négative par zéro. La figure 2.5 suivante, montre un exemple de principe de la fonction ReLU.

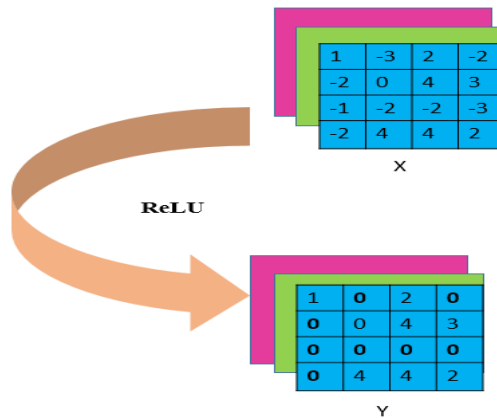


Figure 2.5 : Principe de RELU.

Fonction Sigmoid : est une fonction d'activation couramment utilisée dans les réseaux de neurones, en particulier pour les tâches de classification binaire. Cette fonction transforme les valeurs d'entrée en une plage comprise entre 0 et 1, ce qui la rend idéale pour estimer la probabilité qu'un échantillon appartienne à la classe positive. Lorsqu'on applique la fonction Sigmoid à la dernière couche d'un modèle de classification binaire, le résultat peut être facilement interprété comme une probabilité. Si la valeur résultante est proche de 1, cela indique que l'échantillon appartient à la classe positive, tandis que si elle est proche de 0, cela signifie qu'il appartient à la classe négative.

3.1.3 Les couches de pooling :

La couche de pooling est une partie essentielle des réseaux de neurones profonds, intervenant après les couches de convolution. Son rôle principal est de réduire la taille spatiale des données transmises des couches de convolutions en réduisant le nombre de pixels à la moitié.

La couche de pooling agrège les données d'une manière spécifique, en sélectionnant soit la valeur maximale ou la valeur moyenne dans une petite fenêtre de taille 2x2 dans chaque groupe de données (la figure 2.6). Généralement, l'agrégation maximale est préférée car elle préserve les informations les plus pertinentes de l'image.

Cette opération vise finalement à améliorer l'efficacité du modèle et sa capacité de généralisation, en réduisant la taille des données traitées et en fournissant des caractéristiques plus importantes aux couches suivantes du réseau neuronal.

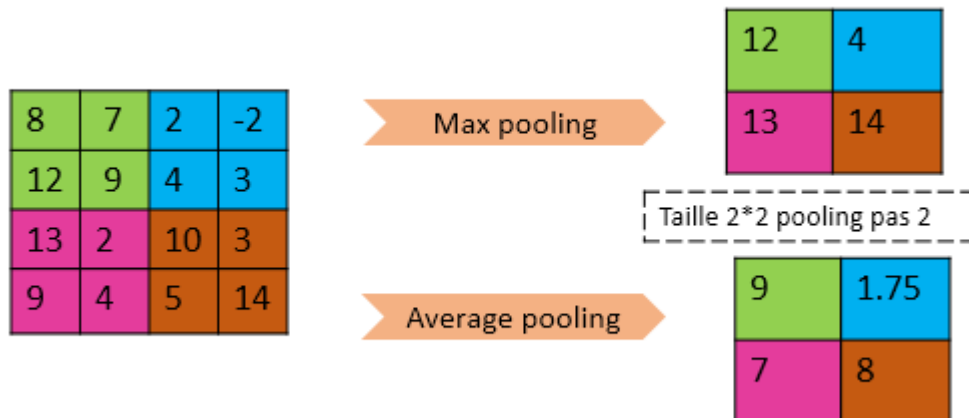


Figure 2.6 : Principe de Max pooling et Average pooling.

3.1.4 Couche entièrement connectée (FC) :

Après la convolution et le pooling, la couche FC joue le rôle de la dernière couche dans le réseau. Chaque nœud de cette couche est connecté à tous les nœuds de la couche précédente, ce qui signifie qu'elle utilise toutes les informations et les données extraites précédemment. Ces informations sont utilisées pour effectuer des tâches spécifiques telles que la classification d'images. Le nombre de cellules dans cette couche est déterminé par la taille de la tâche à accomplir, comme le nombre de catégories dans la classification d'images. Elle est suivie par la fonction SoftMax pour produire les résultats finaux de la classification, où la catégorie avec la plus haute probabilité est choisie comme classification modèle pour l'image traitée.

3.2 Les modèles de deep learning populaires pour la classification d'images

Plusieurs modèles d'apprentissage profond sont disponibles pour la classification des images comme AlexNet, VGG16, VGG19, etc. Dans cette partie nous allons citer les modèles les plus utilisés dans le domaine médical.

3.2.1 AlexNet :

AlexNet est un modèle de réseau neuronal profond très efficace, développé par le chercheur Alex Krizhevsky en 2012. Ce réseau se distingue par sa haute précision dans la classification des images, avec un total de 8 couches, dont 5 couches de convolution et 3 couches

entièrement connectées (figure 2.7). Il utilise la fonction d'activation ReLU, qui améliore sa capacité à capturer les relations non linéaires dans les données [33].

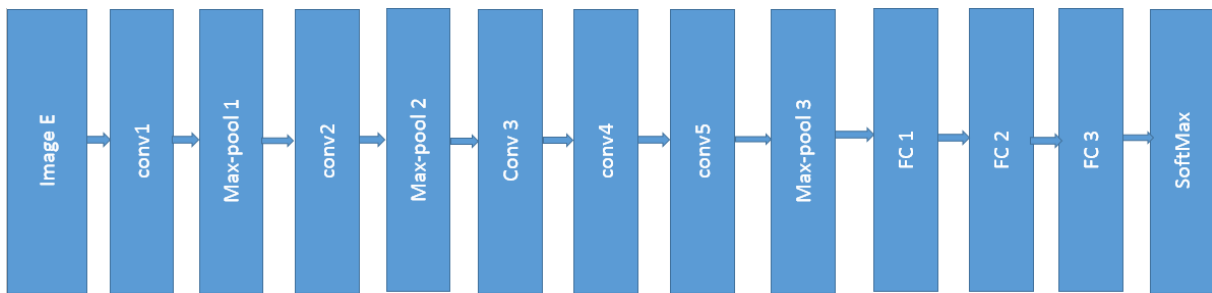


Figure 2.7: L'architecture AlexNet.

3.2.2 Visual Geometry Group (VGG)

VGG est un type de réseaux de neurones profonds utilisé dans la classification des images. Il a été développé par les chercheurs A. Zisserman et K. Simonyan de l'Université d'Oxford et a été formé sur l'ensemble de données ImageNet. Il se distingue par l'utilisation de structures profondes contenant plusieurs couches convolutives. VGG-16 et VGG-19 sont considérés comme les modèles les plus importants, avec une différence dans le nombre de couches convolutives [34]. Ces modèles ont réalisé des progrès significatifs en utilisant des noyaux de convolution de petite taille. La figure 2.8 suivante montre la différence entre les deux architectures VGG16 et VGG19.

- **VGG16** : Il se compose de 16 couches : 13 couches de convolution, 5 couches de pooling et 3 couches entièrement connectées. Utilisation de noyaux de convolution de dimensions 3x3 dans toutes les couches de convolution.
- **VGG19** Il se compose de 19 couches : 16 couches de convolution, 5 couches de pooling et 3 couches entièrement connectées. Utilisation de noyaux de convolution de dimensions 3x3 dans toutes les couches de convolution.



Figure 2.8 : Architectures de deux modèles VGG16 et VGG19.

3.2.3 Deep Residual Networks (ResNets):

ResNet est un type de réseau de neurones profond et l'un des modèles les plus efficaces dans le domaine de la vision par ordinateur et de la classification d'images. Il a été développé pour surmonter le problème de la dégradation des performances des réseaux profonds avec l'augmentation du nombre de couches. ResNet repose sur le concept de "connexion de raccourci identitaire" qui permet de sauter certaines couches dans le réseau. Cela aide à résoudre le problème de dégradation des performances et à accélérer le processus d'entraînement du réseau [35]. Les types les plus célèbres de ResNet sont ResNet-18, ResNet-50 et ResNet-101 (la figure 2.9).

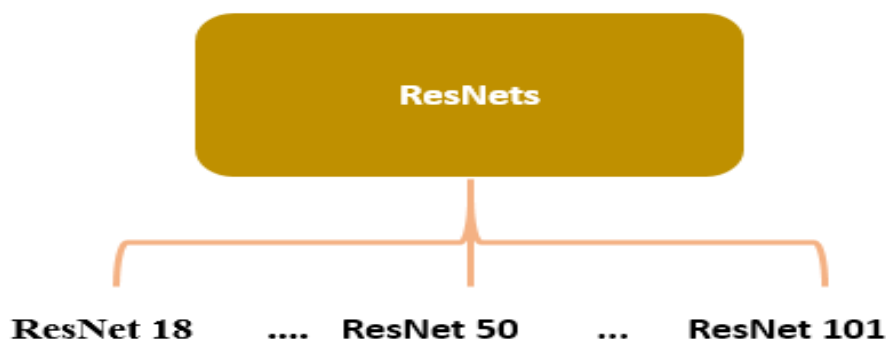


Figure 2.9 : Les types de ResNet.

- **ResNet-18** : Ce modèle se distingue par un design comprenant un nombre spécifique de couches. Il contient 16 couches de convolution utilisées pour extraire les données de manière progressive et profonde à partir de l'image. Il comprend également 4 couches de regroupement qui visent à réduire la taille de l'image, et 3 couches

entièrement connectées suivies par SoftMax qui permet la prédiction des résultats (figure 2.10) [36].

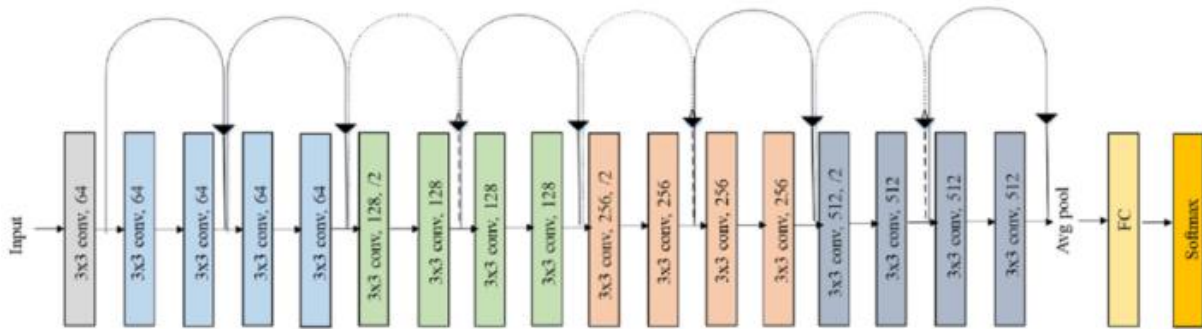


Figure 2.10 : Architecture de ResNet-18

- **ResNet-50** : ResNet-50 se compose de 16 couches récurrentes ainsi que de trois couches supplémentaires pour la récurrence, en plus des couches de transformation. Globalement, le réseau comprend quatre couches de regroupement et trois couches entièrement connectées pour obtenir les résultats finaux (figure 2.11) [37].

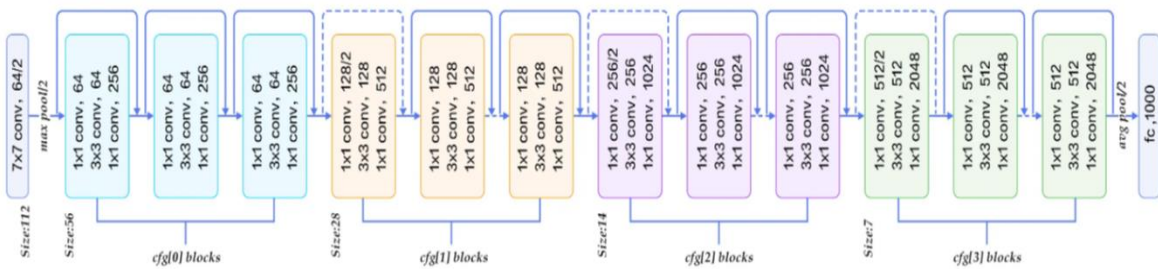


Figure 2.11: Architecture de ResNet-50.

- **ResNet-101** : se distingue par sa meilleure capacité à apprendre et à représenter les informations de manière efficace. En outre, il nécessite un volume de données plus important pour l'entraînement et l'exécution, en plus de la puissance de calcul disponible. ResNet-101 se compose de 33 couches récurrentes en plus de 17 couches supplémentaires pour la récurrence, et comprend également des couches de

transformation. Le réseau comprend 4 couches de regroupement et 3 couches entièrement connectées (figure 2.12) [38].

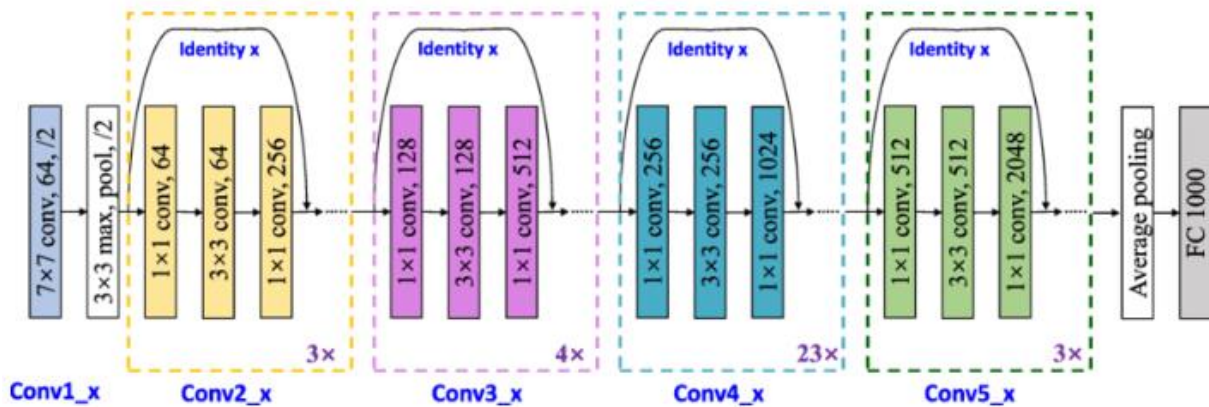


Figure 2.12:Architecture de ResNet-101.

4. Conclusion :

Dans le monde de la recherche scientifique et technologique, la compétition pour développer de nouvelles techniques utilisant le deep learning pour détecter la maladie d'Alzheimer est devenue l'un des domaines les plus vitaux et importants.

Ce chapitre est divisé en deux parties : la première partie se concentre sur les différents travaux réalisés par les chercheurs pour la détection de la maladie d'Alzheimer.

La deuxième partie concerne la présentation du principe de fonctionnement de l'apprentissage profond ainsi que les architectures les plus utilisés pour la classification d'images.

Dans le chapitre qui suit nous allons présenter nos algorithmes proposés pour la détection d'Alzheimer à partir des images IRM en utilisant l'apprentissage profond et nous terminons par la présentation et la discussion des résultats obtenus.

Chapitre 03

Méthode et résultat

1. Introduction

De nos jours, un certain nombre de maladies menaçant la vie humaine se sont répandues, et la plupart ne peuvent être prédites qu'à un stade avancé. Parmi ces maladies, la maladie d'Alzheimer est l'une des plus courantes, caractérisée par une perte progressive de la mémoire menant à la perte de soi. Malgré les progrès réalisés par la recherche, le diagnostic est souvent posé à un stade avancé, ce qui réduit l'efficacité des interventions thérapeutiques pour ralentir la progression de la maladie.

En conséquence, notre recherche vise à mettre en lumière une méthode proposée pour détecter la maladie d'Alzheimer à un stade précoce, en utilisant un ensemble de données de la plateforme Kaggle d'images IRM, dans le but d'améliorer la précision et la rapidité du diagnostic. Nous espérons que les résultats de cette recherche ouvriront de nouvelles perspectives pour le diagnostic précoce et le traitement efficace de cette maladie.

2. Base de données KAGGLE :

« Kaggle » est une plateforme web appartenant à Google, fondée en 2010, qui rassemble des scientifiques des données et des professionnels de l'apprentissage automatique. Kaggle se distingue par la grande quantité de données disponibles et l'organisation de compétitions et de cours éducatifs dans le domaine de la science des données. De plus, elle est accessible à tous, et les données peuvent être téléchargées sans consommer beaucoup d'espace de stockage.

Kaggle propose une grande variété de jeux de données liés à l'imagerie par résonance magnétique, y compris des maladies telles que la maladie d'Alzheimer. Ces jeux de données vont des images bidimensionnelles (2D) aux images tridimensionnelles (3D).

Dans notre étude, nous avons utilisé des images IRM 2D du cerveau en raison de leur composition en matière grise et blanche. Nous avons collecté ces images sur la plateforme Kaggle, où l'ensemble de données complet contient 6400 images de taille 176×208 pixels. Cela est illustré dans la figure 3.1 qui montre un échantillon de chaque catégorie.

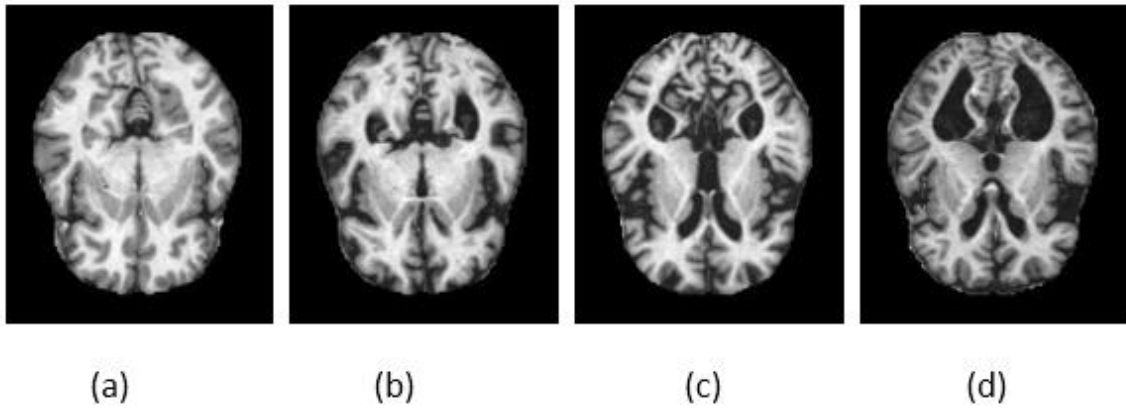


Figure 3.1 : Les images IRM (a) non malade ;(b) démence légère; (c) démence modérée ; (d) atteints de démence.

3. Matériel et Logiciels :

3.1 MATLAB

Dans notre étude, nous avons utilisé la version MATLAB 2022 pour ses nombreuses améliorations et nouvelles fonctionnalités par rapport aux versions précédentes, notamment dans les domaines de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle. Cela inclut la préparation des données, la sélection de modèles, l'amélioration des performances des calculs et du traitement, ainsi que la protection des données et l'assurance de leur sécurité.

3.2. Hardware :

Dans le cadre du travail sur l'entraînement des modèles de deep learning et l'exécution des calculs intensifs associés, nous avons utilisé des ressources matérielles puissantes pour garantir des performances optimales et traiter efficacement une grande base de données. Voici les détails du système et des ressources utilisés (Tableau 3.1):

| Détails | Élément |
|--------------------------|-------------------------------------|
| Système d'exploitation | Windows 10 x64 |
| Processeur | Intel(R) Xeon (R) W-2102 à 2,90 GHz |
| Mémoire vive (RAM) | 16 Go |
| Carte graphique | NVIDIA T1000 |
| Langage de programmation | Matlab R2022b |

Tableau 3.1 : Configuration matérielle et logicielle utilisée.

4. Les métriques d'évaluations:

Les mesures d'évaluation dans le domaine de l'apprentissage automatique sont une pierre angulaire essentielle. Avec la diversité des données, il est nécessaire d'évaluer les résultats des modèles et leur qualité ainsi que leur efficacité pendant la performance. Ces mesures fonctionnent en comparant les prédictions aux valeurs réelles, ce qui incite à améliorer continuellement les performances et à offrir des solutions plus efficaces. Les mesures varient en fonction des défis et des problèmes, allant des classifications les plus simples aux plus complexes. Chaque mesure diffère des autres, ce qui permet de fournir une perspective différente sur la performance des modèles. Parmi ces mesures, nous trouvons, la matrice de confusion, la précision, la spécificité, la sensibilité (recall), la F1-score et l'exactitude (Accuracy).

4.1. La matrice de confusion:

Un outil utilisé en apprentissage automatique pour analyser et évaluer un modèle de classification, où les valeurs sont stockées dans un tableau 3.2 qui fournit une vue d'ensemble des classifications correctes et incorrectes du modèle lors de la phase de test. Dans cette matrice, nous trouvons quatre cas : le nombre de cas correctement classés comme positifs (VP) et le nombre de cas correctement classés comme négatifs (VN). De même, le nombre de cas incorrectement classés comme positifs (FP) et le nombre de cas incorrectement classés comme négatifs (qui sont en réalité positifs) (FN).

En général, la couleur verte représente les valeurs correctement classées dans la matrice, tandis que la couleur rouge représente les valeurs classées de manière incorrecte

| | Prédites 0 | Prédites 1 |
|--------|------------|------------|
| Réel 0 | VN | FP |
| Réel 1 | FN | VP |

Tableau 3.2 : Matrice de confusion

La matrice de confusion constitue une source essentielle pour le développement d'autres techniques telles que la précision et la sensibilité La matrice de confusion permet d'évaluer la performance du modèle en comparant les résultats des prédictions aux valeurs réelles.

4.1.1 L'exactitude (Accuracy) :

Est l'outil le plus fiable pour mesurer l'exactitude de la classification du modèle. La précision est utilisée pour estimer dans quelle mesure le modèle est capable de classer correctement les données, et elle représente le ratio des modèles classés correctement par rapport au nombre total de modèles. La précision peut être calculée à partir de la matrice de confusion entre la classification réelle et celle effectuée par le modèle, en utilisant la relation suivante:

$$\text{Accuracy} = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (3.1)$$

4.1.2 La sensibilité :

Le rappel (recall), également connu en anglais, est un critère ou un type fondamental de mesure utilisé pour détecter la précision et l'efficacité de la classification du modèle des données qui lui sont présentées en se basant sur la détection de tous les cas positifs, et son résultat est donné par la relation suivante :

$$\text{Sensibilité} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.2)$$

4.1.3 La précision :

Elle ne diffère pas de sa précédente dans l'évaluation des modèles statistiques et l'analyse des données. Elle est définie par sa capacité à classer correctement les résultats positifs parmi tous les résultats classés par le modèle. Elle est calculée en fonction de la relation entre les vrais positifs et les faux positifs, comme suit :

$$\text{Précision} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3.3)$$

4.1.4 La F1-score :

Elle est également considérée comme un outil pour évaluer les modèles de classification et analyser les données, mais elle repose sur la combinaison de deux métriques : la précision et le rappel. Elle est souvent utilisée lorsque les données sont déséquilibrées. Sa relation est la suivante :

$$\text{F1-score} = 2 * \frac{\text{Précision} \times \text{Rappel}}{\text{Précision} + \text{Rappel}} \quad (3.4)$$

4.1.5 La spécificité :

Est une technique de calcul qui repose sur les résultats négatifs vrais parmi tous les individus non atteints.

$$\text{Spécificité} = \frac{VN}{VN + FP} \quad (3.5)$$

5. Méthode utilisée:

Dans le cadre de notre étude sur la détection de la maladie d'Alzheimer, nous avons utilisé deux méthodes principales. Dans la première méthode, nous avons employé les modèles VGG16 et VGG19 pour classer les échantillons en deux classes (classification binaire) : malade et non malade. Les données utilisées dans cette méthode comprenaient uniquement les

échantillons atteints et non atteints, avec l'utilisation de certains hyper paramètres pour entraîner les modèles sur ces données. L'objectif de cette méthode était de distinguer clairement les individus présentant des symptômes de la maladie d'Alzheimer de ceux ne présentant pas ces symptômes en utilisant les modèles mentionnés.

Dans la deuxième méthode, nous avons utilisé les mêmes modèles VGG16 et VGG19 avec la même classification binaire (malade et non malade). Cependant, cette fois-ci, nous avons modifié la nature des données introduites. Nous avons comparé la catégorie correcte avec les trois catégories connues de la maladie d'Alzheimer, en utilisant la technique d'augmentation des données et les mêmes hyper paramètres d'entraînement que ceux utilisés dans la première méthode. Cette méthode nous a aidés à effectuer une comparaison globale entre les trois catégories différentes, offrant ainsi une compréhension plus approfondie des stades de la maladie et de son impact sur les individus à différentes étapes.

Dans le tableau suivant 3.3, la différence entre les deux méthodes est expliquée pour une meilleure compréhension :

| Critère | Méthode 1 | Méthode 2 |
|-------------------------------|---|--|
| Modèles utilisés | VGG 16 et VGG 19 | VGG 16 et VGG 19 |
| Type de classification | Binaire | Binaire |
| Nature de données | Non malade et malade (VMD +MOD +MID) | Non malade avec les trois classes connues de la malade |
| Technique utilisées | Sans augmentation | Avec augmentation |

Tableau 3.3 : La différence entre les deux méthodes utilisé.

Pour arriver au résultat final de la classification, plusieurs étapes successives sont nécessaires. La figure 3.2 suivante illustre en détail ces étapes.

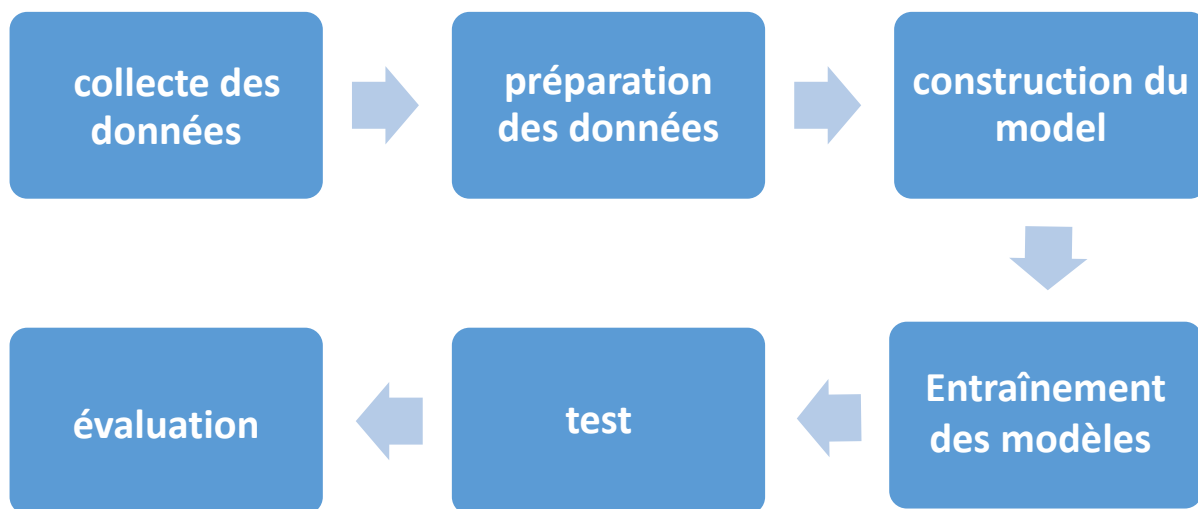


Figure 3.2 : Les étapes pour la détection de la maladie d'Alzheimer.

5.1 Préparation des données :

La base de données est divisée en deux parties : la première, dédiée à l'entraînement, contient 80 % des images, tandis que la seconde, utilisée pour évaluer les performances, contient 20 % des images. Les images de chaque partie ont été classées en quatre catégories classe différentes : pour l'entraînement, il y a 2560 images de personnes saines (ND) et 2561 images de personnes atteintes de démence (1792 atteintes de démence très légère (VMD), 717 de démence légère (MID), et 52 de démence modérée (MOD)).

Pour les tests, 448 images de personne malade de démence très légère, 179 images de personnes atteintes de démence légère, 12 images de personnes atteintes de démence modérée, et 640 images de personnes non malade de démence ont été classées comme illustré dans le tableau 3.4.

| | MD | MID | MOD | VMD |
|---------------|------|-----|-----|------|
| apprentissage | 2560 | 717 | 52 | 1792 |
| Test | 640 | 179 | 12 | 448 |

Tableau 3.4: Classe des échantillons entre l'apprentissage et le test.

Dans le processus de préparation des données, notre approche a différé en deux méthodes comme illustré dans tableau 3.5. Dans la première méthode, nous avons introduit les données dans les modèles VGG16 et VGG19 à travers deux catégories : la première catégorie contient des images non atteintes (ND) de la maladie d'Alzheimer, tandis que la deuxième classe est composée de trois sous-classes incluant les cas de moindre atteinte, d'atteinte modérée et d'atteinte sévère (MD).

Dans la deuxième méthode, nous avons utilisé les mêmes modèles mais avec des données classées différemment ; la première classe représente des images non malade de la maladie d'Alzheimer (ND), tandis que la deuxième classe a inclus à chaque fois l'une des conditions suivantes : sujets atteints de démence (VMD), démence légère (MID), et démence modérée (MOD). Mais dans cette méthode, nous avons utilisé la technique d'augmentation de données pour résoudre le problème de disparité des données entre les classes.

| | classification binaire(apprentissage) | Nombre total (test+ apprentissage) |
|---------------------------------|--|---|
| Non Malade | 2560 | 3200 |
| Malade (MOD+MID+VMD) | 2561 | 3200 |

Tableau 3.5: Le nombre des images dans le système binaire.

En outre, nous avons redimensionné les images dans les deux modèles VGG16 et VGG19 de 176x208 pixels à 224x224 pixels, avec une profondeur de couleur de 3 (RGB). Comme illustré dans la figure 3.3. Le redimensionnement des images a été réalisé à l'aide de la fonction 'augmentedImageDatastore' pour atteindre cet objectif.

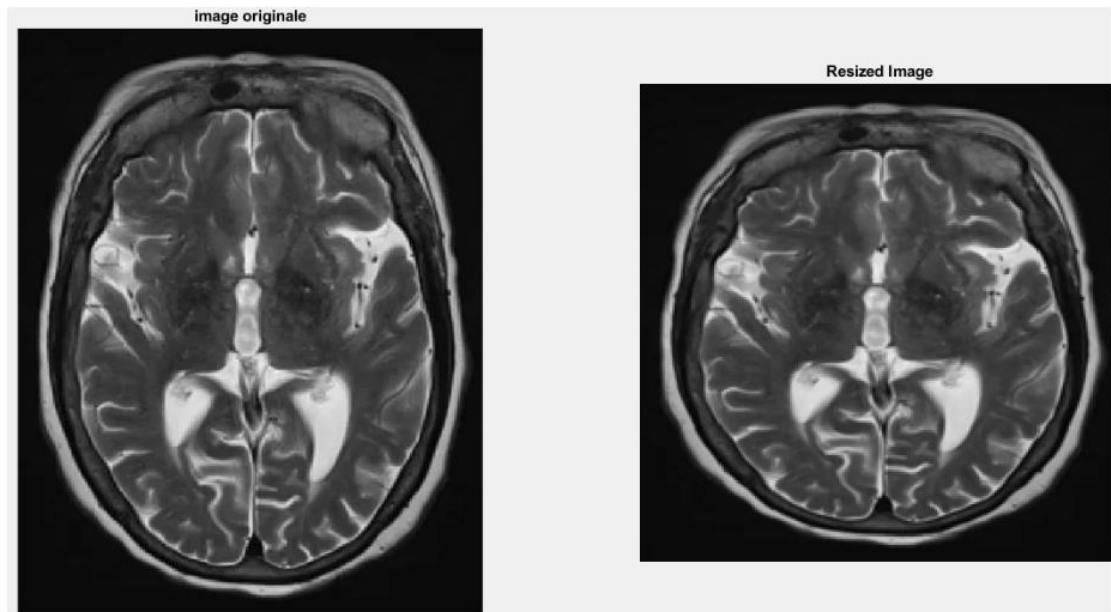


Figure 3.3 : L'image originale et l'image redimensionnée dans l'étape de préparation.

Un histogramme (figure 3.4) a été utilisé pour illustrer la classification des quatre catégories combinées entre l'apprentissage et le test, où les classes apparaissent comme suit : sujets atteints de démence (VMD), démence légère (MID), et démence modérée (MOD). L'historgramme montre la répartition des données entre ces classes, aidant ainsi à comprendre la distribution des données.

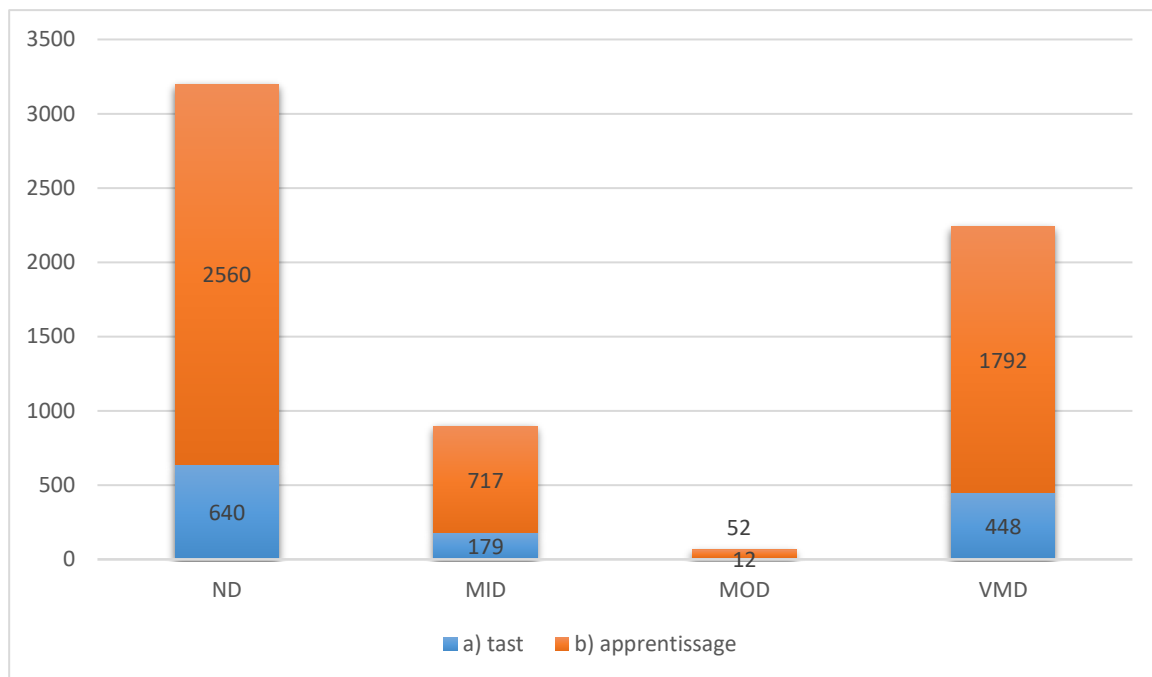


Figure 3.4: Classification des quatre classes combinées entre a) apprentissage et b) test.

5.2. Construction du model:

Cette étape est cruciale pour le succès du projet. Tout d'abord, nous avons utilisé les réseaux VGG-16 et VGG-19 pré-entraînés sur le jeu de données ImageNet, qui ont été téléchargés pour fournir une base d'apprentissage riche et efficace. Ensuite, nous avons utilisé les couches de ces deux réseaux avec quelques modifications pour les adapter aux besoins de notre projet.

Les modifications se sont principalement concentrées sur les couches finales pour les adapter au nombre de catégories dans nos données. Ces modifications comprenaient l'ajout d'une nouvelle couche entièrement connectée après les couches existantes dans VGG-16 et VGG-19. Cette couche a été configurée avec une sortie représentant deux catégories : la catégorie des personnes atteintes et celle des personnes non atteintes.

Pour le réseau VGG-19, qui contient 19 couches apprenables, nous avons suivi la même approche utilisée avec VGG-16. Les couches finales du réseau ont été modifiées pour inclure une nouvelle couche entièrement connectée, suivie d'une couche SoftMax et d'une couche de classification. Cela garantit que les deux modèles (VGG-16 et VGG-19) peuvent classer les images avec précision dans les catégories requises.

En résumé, cette étape a été réalisée avec succès en utilisant deux réseaux pré-entraînés et en modifiant les couches finales pour les adapter aux données de notre projet, garantissant ainsi

une utilisation optimale de l'apprentissage précédent dans les réseaux VGG-16 et VGG-19 pour notre tâche de classification des images, comme illustré par la figure 3.5.



Figure 3.5 : L'architecture VGG16 et VGG19.

5.3: Entraînement des modèles :

À cette étape, nous avons choisi l'algorithme d'optimisation SGDM (Descente de Gradient Stochastique avec Momentum) en raison de sa capacité à réduire les oscillations et à accélérer le processus d'optimisation, contribuant ainsi à une plus grande stabilité du modèle. La taille du mini-lot (MiniBatchSize) a été fixée à 20, et le nombre d'époques (MaxEpochs) à 50. Le taux d'apprentissage initial (InitialLearnRate) a été réglé sur une valeur de $1e-4$, ce qui signifie 0,0001, afin de garantir un équilibre parfait entre la vitesse d'apprentissage et la stabilité du modèle.

5.4. Apprentissage et test :

Les données ont été divisées en deux ensembles principaux : l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de test. L'ensemble d'entraînement représente 80 % des données totales, tandis que l'ensemble de test comprend les 20 % restants. Cette répartition permet au modèle d'apprendre les motifs et les relations à partir de l'ensemble d'apprentissage, puis d'évaluer sa performance sur l'ensemble de test, ce qui aide à mesurer la précision du modèle et sa capacité à généraliser.

Chacun des ensembles d'apprentissage et de test est classé en quatre catégories distinctes : MD, MID, MOD et MVD. Ces catégories représentent différentes phases de la maladie d'Alzheimer, offrant ainsi au modèle l'opportunité de s'entraîner et de s'évaluer sur divers types de cas pathologiques, ce qui améliore la précision du modèle dans la classification des nouveaux cas.

5.1.1. Augmentation d'images :

Peut-être que l'augmentation des données d'image est la technique la plus connue pour augmenter les données. Elle regroupe les procédés utilisés pour accroître artificiellement la taille d'un groupe de données d'apprentissage et test en créant des versions améliorées d'images à partir des images d'apprentissage disponibles. Les différences dans les images permettront au modèle de détecter les comportements qui peuvent apparaître dans l'ensemble de données. Parmi les techniques que nous avons utilisées dans notre recherche, il y a la rotation, le retournement et le bruit... La figure 3.6 illustre un échantillon de chaque technique appliquée sur une image réelle.

5.1.1.1. Le retournement :

Dans le cas d'un retournement horizontal, nous pouvons inverser les colonnes de pixels, tandis que dans le cas d'un retournement vertical, nous pouvons inverser les lignes de pixels.

5.1.1.2. Translation (Shift) :

Déplacer l'image horizontalement ou verticalement

[x=-10 et y=20] avec [x=20 et y=10].

5.1.1.3 Rotation :

Faites pivoter l'image autour de son centre à un angle prédéterminé [45/90/270 degrés].

5.1.1.4. Bruit :

Gaussian : Ajouter des variations de pixels selon une distribution normale.

Poisson : Ajouter des variations de pixels selon une distribution de poisson.

5.1.1.5. Luminosité :

Modifier la luminosité ou l'obscurité de l'image, avec des valeurs entre [0,2/0,9].

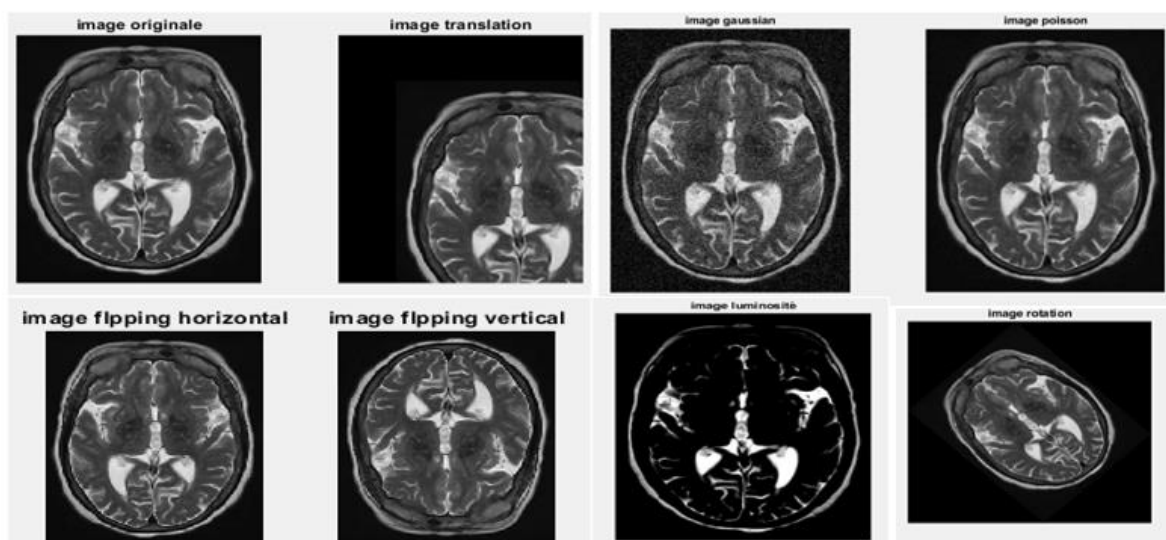


Figure 3.6: Échantillons de techniques d'augmentation des données.

Dans ce tableau 3.6, nous présentons toutes les techniques que nous avons utilisées pour l'augmentation de données dans notre recherche, ainsi que le nombre d'images avant et après l'application de ces techniques. Le tableau montre comment chaque technique a contribué à augmenter le volume de données disponibles pour l'apprentissage (en English train) et le test, ce qui a aidé à améliorer la performance du modèle et à réduire les disparités entre les classes.

Augmentation des données

| Classes | Train | Test | Train (après augmentation) | Test (après augmentation) |
|--------------------|-------|------|----------------------------|---------------------------|
| No Demented | 2560 | 640 | 2560 | 640 |
| Very Mild Demented | 1792 | 448 | 2401 | 448 |
| Mild Demented | 717 | 179 | 2151 | 537 |
| Moderate Demented | 52 | 12 | 884 | 144 |

Tableau 3.6 : Base de données avant et après l'augmentation.

6. Résultats :

Les différences entre les résultats des deux modèles étaient minimes, en particulier en ce qui concerne la précision et le rappel, qui étaient tous deux d'environ 80 %. Cela indique des différences dans les couches des deux modèles et leur impact sur les performances. En revanche, la sensibilité du modèle VGG19 était plus élevée que celle de VGG16, ce qui reflète le fait que VGG19, grâce à sa profondeur supplémentaire, est capable de détecter les cas positifs avec plus de précision, mais peut augmenter le nombre de faux positifs par rapport à VGG16.

6.1 Première méthode :

Ce tableau 3.6 et ce résumé offrent une vue d'ensemble des performances des modèles VGG16 et VGG19 et aident à comprendre les principales différences entre eux, ce qui permet de prendre de meilleures décisions dans le choix du modèle le plus approprié pour la classification des images.

| | modèle | Accuracy | Précision | Recall | F1-score | Sensitivité | spécificité |
|-----------|--------|----------|-----------|------------|------------|-------------|-------------|
| Méthode 1 | VGG16 | 80.58% | 84.53% | 78.06 % | 81.16% | 78.06% | 83.50% |
| | VGG19 | 81.06% | 79.74% | 81.57 % | 80.65 % | 81.57% | 80.58% |

Tableau 3.6:La différence entre les résultats des deux modèles.

Selon l'analyse de la matrice de confusion (figure 3.7), pour le modèle VGG16, environ 679 patients ont été identifiés, parmi lesquels 530 ont été correctement classés comme des patients malade de la maladie d'Alzheimer, ce qui représente 78%. En revanche, 22% d'entre eux ont été mal classés. De plus, 588 cas de patients non infectés ont été présentés, parmi lesquels environ 16,49% ont été classés à tort comme des patients (97 cas), tandis que 83,50% (491 cas) ont été correctement classés. Par conséquent, un total de 1021 cas a été correctement classé, contre 246 cas mal classés. De cela, nous pouvons conclure que le modèle classe les cas de manière acceptable avec un taux élevé de précision.

| | | | | |
|------------------|------------|----------------|----------------|----------------|
| Classe de sortie | Non Malade | 491 38.8% | 149 11.8% | 76.7% 23.3% |
| | Malade | 97 7.7% | 530 41.8% | 84.5% 15.5% |
| | | 83.5% 16.5% | 78.1% 21.9% | 80.6% 19.4% |
| | | Non Malade | Malade | |
| | | Classe cible | | |

Figure 3.7 : Matrice de confusion de modèleVGG16.

Selon notre analyse du modèle VGG19, nous constatons qu'environ 613 patients ont été pris en considération. Parmi eux, le modèle a correctement classé environ 500 comme étant malades de la maladie d'Alzheimer, ce qui représente environ 81,56%. En revanche, 113 cas ont été mal classés comme non malades. De plus, 654 cas de patients non infectés ont été présentés, où environ 80,58% d'entre eux ont été correctement classés comme non infectés. Tandis que 19,42% ont été incorrectement classés comme étant malades. Par conséquent, un total de 1027 cas a été correctement classé, contre 240 cas mal classés (la figure 3.8).

| | | | | |
|------------------|------------|---------------------|----------------|----------------|
| Classe de sortie | Non Malade | 527 41.6% | 113 8.9% | 82.3% 17.7% |
| | Malade | 127 10.0% | 500 39.5% | 79.7% 20.3% |
| | | 80.6% 19.4% | 81.6% 18.4% | 81.1% 18.9% |
| | | Non Malade | Malade | |
| | | Classe cible | | |

Figure 3.8 : Matrice de confusion de modelé VGG19.

D'un autre côté, après avoir comparé les résultats, nous observons dans la figure 3.9, représentant l'apprentissage des modèles VGG19 et VGG16, que la précision de l'apprentissage (en bleu) augmente avec le nombre d'époques, ce qui suggère que le modèle apprend bien, tandis que la précision de la validation (en noir) diminue légèrement après la deuxième époque et s'écarte de la courbe de précision de l'apprentissage. Cela indique que le modèle pourrait commencer à perdre sa capacité à bien représenter les nouvelles données, ce qui peut être le résultat d'un sur-apprentissage ou d'une incapacité à gérer les variations dans les données. D'autre part, l'erreur d'apprentissage (en rouge) diminue progressivement de manière idéale et atteint une valeur très faible, à l'exception de l'erreur de validation (en noir) qui diminue progressivement jusqu'au début de la troisième époque, où elle commence à augmenter légèrement. Ce cas est appelé sur-apprentissage, qui est la capacité du modèle à apprendre de nombreuses caractéristiques dans l'ensemble d'apprentissage qui peuvent ne pas être importantes pour reconnaître la classe cible, avec l'incapacité à explorer de nouvelles données dans l'ensemble de validation en raison de plusieurs facteurs qui peuvent être liés à un manque de quantité de données d'entraînement, ou à une augmentation du nombre de couches d'apprentissage.

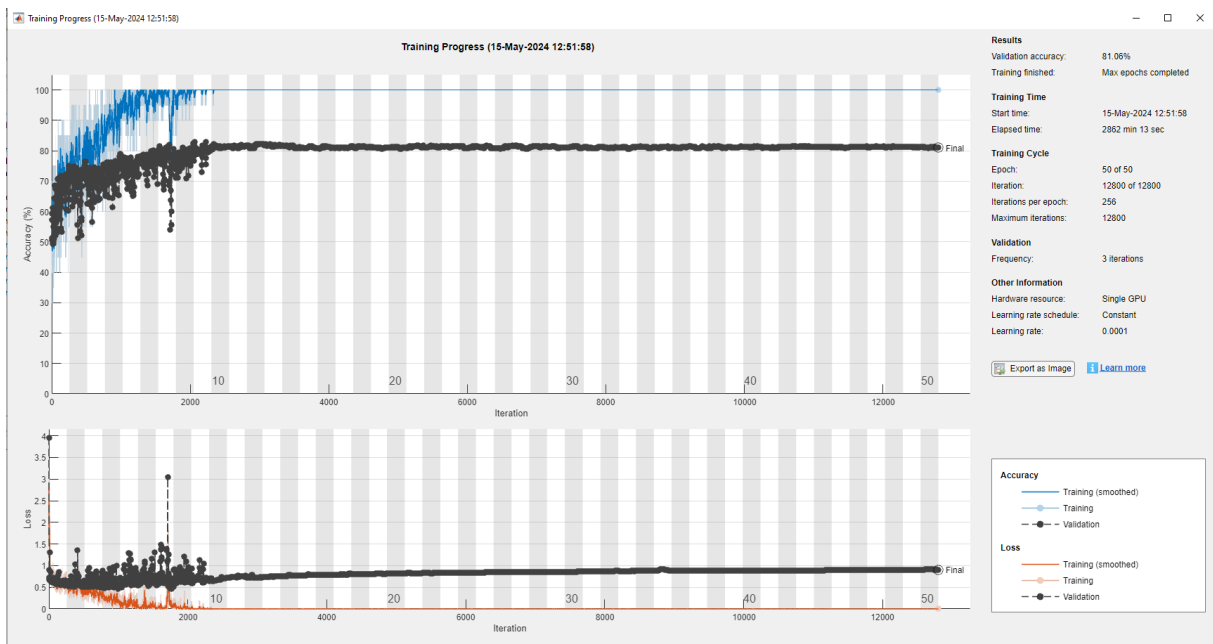


Figure 3.9 : Sur-apprentissage des modèles VGG19 et VGG16.

Les modèles VGG16 et VGG19 de la première méthode ont été choisis en raison de leur renommée et de leur capacité dans de nombreuses tâches de classification d'images, ainsi que de leur profondeur pour extraire des caractéristiques précises des images des patients atteints de la maladie d'Alzheimer, qui peuvent contenir des détails nécessitant une analyse avancée. Le choix de ces deux modèles offre une bonne opportunité de comparer l'impact de la profondeur supplémentaire sur les performances de classification.

6.2 Deuxième méthode :

Le résultat de la deuxième méthode a montrés une grande efficacité et capacité de classification des images par rapport à la première méthode après avoir utilisé la technologie d'augmentation des données pour chaque classe. Le tableau 3.7 montre les résultats de la deuxième méthode pour les deux modèles VGG16 et VGG 19.

| Base de données | Modèle | Accuracy | Précision | Recall (sensibilité) | F1- score | Spécificité |
|----------------------------|--------|----------|-----------|-------------------------|--------------|-------------|
| Normal vs moderate | VGG 16 | 99.54% | 99.69% | 99.84% | 99.77% | 82.01% |
| | VGG 19 | 99.73% | 99.85% | 99.92% | 99.89% | 83.52% |
| Normal vs Mild | VGG 16 | 89.01% | 96.09% | 90.44% | 93.18% | 82.01% |
| | VGG 19 | 91.13% | 97.21% | 93.54% | 96.08% | 84.32% |
| Normal vs Very mild | VGG 16 | 82.45% | 79.16% | 82.86% | 83.75% | 79.87% |
| | VGG 19 | 84.65% | 82.75% | 85.25% | 85.64% | 80.33% |

Tableau 3.7 : Comparaison entre les résultats des deux modèles de la deuxième méthode.

Les résultats dans le tableau 3.6 montrent une différence entre les classifications de deux modèles VGG 16 et VGG 19 lorsqu'il traite les deux classe différentes (cas normaux contre modérés et cas normaux contre légers). Cette différence peut être expliquée par la non-concordance des données utilisées pour chaque classe. En d'autres termes, les données utilisées pour entraîner et évaluer le modèle pour chaque classe peuvent être différentes en termes de distribution. Cette variation dans les données affecte la capacité du modèle à distinguer précisément entre les classes, ce qui explique la disparité des résultats entre les deux classes.

7. Discussions :

Dans notre étude sur plusieurs méthodes et études pour détecter la maladie d'Alzheimer utilisant la même base de données Kaggle, nous avons remarqué une variation significative des résultats. Certains projets ont présenté des performances excellentes qui surpassent nos résultats initiaux, tandis que d'autres ont obtenu des résultats inférieurs. Ces différences peuvent être partiellement expliquées par l'utilisation de la technique d'augmentation des données, visant à améliorer la qualité des données et à augmenter leur précision. Par exemple, nous avons observé que les méthodes qui ont appliqué cette technique, en particulier dans la deuxième méthode, ont obtenu des performances nettement meilleures. Cela leur a permis de renforcer les détails et de réduire le bruit dans les données, conduisant ainsi à une amélioration de la précision et de la fiabilité des résultats finaux.

Dans le tableau 3.8, nous présenterons une série de résultats pour plusieurs études ayant utilisé la technique d'augmentation des données. Nous avons remarqué que certaines d'entre elles ont obtenu de meilleurs résultats que les nôtres dans la première méthode, mettant en évidence la supériorité de la deuxième méthode parmi les études.

| Auteurs | Méthodes | Acc (%) | Précision | Se (%) | Sp (%) |
|---------------------------------------|---------------------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| Kaur.S et al [23] | CNN avec augmentation | 98,9%. | 72.8% | 66.6% | 99.2% |
| M.M .SadiqFareed et al [25] | ADD-Net Avec augmentation | 97% | 98.63% | 98.58% | – |
| Méthode proposée 1 | VGG 16 | 80.58% | 84.53% | 78.06% | 83.50% |
| | VGG 19 | 81.06% | 79.74% | 81.57% | 80.58% |
| Méthode proposée 2 (ND vs MOD) | VGG 16 Avec augmentation | 99.54% | 99.69% | 99.84% | 82.01% |
| | VGG 19 Avec augmentation | 99.73% | 99.85% | 99.92% | 83.52% |
| Méthode proposée 2 (ND vs MID) | VGG 16 Avec augmentation | 89.01% | 96.09% | 90.44% | 82.01% |
| | VGG 19 Avec augmentation | 91.13% | 97.21% | 93.54% | 84.32% |
| Méthode proposée 2 (ND vs VMD) | VGG 16 Avec augmentation | 82.45% | 79.16% | 82.86% | 79.87% |
| | VGG 19 Avec augmentation | 84.65% | 82.75% | 85.25% | 80.33% |

Tableau 3.8 :La comparaison entre méthode proposée et autres méthodes.

Conclusion:

Dans ce dernier chapitre, nous avons présenté deux approches différentes pour utiliser les modèles VGG16 et VGG19 afin de sélectionner une tentative de classification des catégories de la maladie d'Alzheimer en utilisant des réseaux neuronaux artificiels, en utilisant des images IRM du cerveau.

Dans la première approche, nous avons utilisé les deux modèles avec l'entrée des données selon un système de classification binaire pour obtenir des résultats acceptables. Quant à la deuxième approche, nous avons également utilisé les mêmes modèles, mais avec un système d'entrée de données différent, où nous avons classé la catégorie des personnes non atteintes de la maladie d'Alzheimer avec les autres catégories après avoir augmenté la quantité de

données. Ainsi, une meilleure classification binaire a été obtenue dans la deuxième approche par rapport à la première.

Les raisons de la variabilité des résultats sont multiples. Par exemple, nous avons remarqué lors de la comparaison des résultats avec d'autres études que le nombre d'époques joue un rôle important dans l'amélioration de la précision du modèle. Augmenter le nombre d'époques renforce le processus d'apprentissage, mais il est nécessaire de trouver un équilibre pour éviter le sur-apprentissage. De plus, le taux d'apprentissage est un facteur crucial pour la vitesse et l'efficacité de l'entraînement du modèle. Le taille du batch et la régularisation sont également des aspects essentiels pour éviter le sur-apprentissage.

Cependant, les résultats ne se limitent pas à ces facteurs. Il y a un facteur plus important, à savoir le manque de quantité de données d'entraînement, ce qui empêche les modèles de s'entraîner de manière adéquate, comme nous l'avons constaté dans la deuxième approche.

Cependant, les résultats ne se limitent pas seulement à ces facteurs. Il existe un facteur plus important qui est le défaut de quantité de données d'entraînement, ce qui empêche les modèles de s'entraîner de manière adéquate, comme nous l'avons observé dans d'autres résultats.

Conclusion générale

La maladie d'Alzheimer est l'une des maladies les plus répandues dans le monde, touchant des millions de personnes. Cette maladie est irréversible, d'où l'importance d'un diagnostic précoce pour une meilleure gestion future. Pour cette raison les chercheurs essaient de proposer une aide au diagnostic pour la détection précoce.

Pour contribuer à ce domaine, nous avons utilisé une base de données classées en quatre catégories, contenant des images IRM disponibles sur la plateforme Kaggle. Nous avons utilisés des modèles d'apprentissage profond.

Notre recherche s'est basée sur deux approches différentes pour traiter les données. Dans la première approche, nous avons testé deux modèles, VGG19 et VGG16, pour une classification binaire entre les catégories non malade et malade, ou nous avons obtenus des résultats acceptables.

Dans la deuxième approche, nous avons utilisé la technique d'augmentation des données pour pallier le déséquilibre des classes, en conservant les mêmes modèles VGG19 et VGG16, pour une classification binaire entre la catégorie non malade et chacune des trois classes d'Alzheimer. Les résultats obtenus sont meilleurs que ceux obtenus dans la première approche.

Les résultats obtenus dans cette recherche sont prometteurs et nécessite une amélioration et cela en augmentant le nombre d'images et/ou l'utilisation des modèles plus profonds.

Références

- [1] : Bassem HASSAN. « Comprendre le cerveau, son développement, son fonctionnement, sa plasticité et ses pathologies ». Institut du Cerveau (1er juillet 2020). Consulté sur <https://www.icm-institute.org/fr/comprendre-le-cerveau/>
- [2] : Norbert Ifrah, « Les différentes parties. Dans Les tumeurs du cerveau (n.d.) » l'INSTITUT NATIONAL DU CANCER (INCa). Sur <https://www.e-cancer.fr/Patients-et-proches/Les-cancers/Tumeurs-du-cerveau/Le-cerveau/Les-differentes-parties>.
- [3] : Visible Body. « Le cerveau humain : anatomie et fonction ». Visible Body(2024). Récupéré de [Cerveau humain | Anatomie et fonction \(visiblebody.com\)](https://www.visiblebody.com/fr/le-cerveau-humain-anatomie-et-fonction).
- [4] : FRC Neurodon. « Anatomie du cerveau et du système nerveux ». Fédération pour la recherche sur le cerveau (FRC). Sur <https://www.frcneurodon.org/comprendre-le-cerveau/a-la-decouverte-du-cerveau/anatomie-du-cerveau-et-du-systeme-nerveux/>.
- [5] : Elsiddig, A. A. I., Grosu, C., Soler, C. F., Scheffler, M., Ramusino, M. C., Trombella, S., Gold, G., Boccardi, M., & Frisoni, G. B. (2018). « L'atrophie du lobe temporal mésial détectée par IRM en tant que biomarqueur de la maladie d'Alzheimer ». Rev Med Suisse, 14, 1716-1721.
- [6] : Burg, T. « Les maladies neurodégénératives ». Planet-Vie. Adapté par Garrondo, traduit par P. Combemorel (2017, avril 25). <https://planet-vie.ens.fr/thematiques/sante/pathologies/les-maladies-neurodegeneratives>.
- [7] : Click Care. (14 mai 2021). « Les maladies neurodégénératives (MND): Signes, préventions et traitements ». Consulté sur <https://clickandcare.fr/blog/106-les-maladies-neurodegeneratives-signes-preventions-et-traitements>
- [8] : Rochoy, M. « Recherche de facteurs associés à la maladie d'Alzheimer par réutilisation de base de données massive (Thèse doctorat, Université de Lille): 2019LILUS001f H(2019) ». <https://theses.hal.science/tel-02166113v1/document>

[9]: Folliot, C. La maladie d'Alzheimer au fil des siècles. Revue de Biologie Médicale/N, 363(59) (2021).

[10]: AHLEM, F. Caractérisation épidémiogénétique de la population de Tlemcen par L'Alzheimer (Doctoral dissertation)(2020).

[11]: Association France Alzheimer et Maladies Apparentées. Le Livre Vert de la Maladie d'Alzheimer: État des Lieux et Perspectives. France Alzheimer et maladies apparentées, Union nationale des Associations Alzheimer (2006).

[12]: Amalou Souhila, Maladie d'Alzheimer: près de 200.000 cas recensés à l'échelle nationale, Algérie Presse Service, Publié Le : Mardi, 03 Juillet 2018.

[13]: Dartigues JF, Berr C, Helmer C, Letenneur L. « Épidémiologie de la maladie d'Alzheimer ». Med Sci (Paris) (2002), 18(6-7), 737-743.

[14]: Helmer C, Pasquier F, Dartigues JF. « Épidémiologie de la maladie d'Alzheimer et des syndromes apparentés ». médecine/sciences (2006), 22(3), 288-296.

[15]: Fondation pour la Recherche Médicale (FRM), « Maladie d'Alzheimer: facteurs de risque et facteurs protecteurs. Dans Domaines d'action–Maladies neurologiques et psychiatriques (n.d.) ». (FRM) Récupéré de <https://www.frm.org/fr/maladies/recherches-maladies-neurologiques/maladie-d-alzheimer/alzheimer-facteurs-risques-et-protecteurs>.

[16]: Lücker L, Hovaguimian F, Naville A, Groebli F. « La maladie d'Alzheimer: parcours du combattant ». Faculté de Médecine de Genève - Immersion en communauté (June 2003).

[17]: France Alzheimer. « Premiers repères sur la maladie d'Alzheimer (n.d.) ». <https://www.francealzheimer.org/comprendre-la-maladie/la-maladie-dalzheimer/premiers-reperes-maladie/>.

[18]: Kurlowicz L, Wallace M. « The mini-mental state examination (MMSE) ». Journal of gerontological nursing(1999), 25(5), 8-9.

[19]: Me Q. « SERMENT DE GALIEN » (Doctoral dissertation, UNIVERSITE DE ROUEN) (1989).

[20] : Mevel K, Chetelat G, Desgranges B, & Eustache F. « Maladie d'Alzheimer, hippocampe et neuroimagerie ». L'Encéphale(2006), 32(6), 1149-1154.

[21] : Juhel C. « La psychomotricité au service de la personne âgée ». Réfléchir, agir et mieux vivre. Presses de l'Université Laval(2018).

[22] : CIOBANU E. « Principes de la nutrition dans les maladies dégénératives ». GUIDE DE BONNES PRATIQUES, 127.

[23]: Kaur S, Gupta S, Singh S, & Gupta I. « Detection of Alzheimer's disease using deep convolutional neural network ». International Journal of Image and Graphics(2022), 22(03), 2140012.

[24] :Hamdi S, Moussaoui A, Oussalah M, & Saidi M. « Convolutional Neural Network for detecting Alzheimer's disease in the early stages from Magnetic Resonance Imaging ». 1st International Conférence and School on Radiation Imaging (ICSRI-2021), Setif, Algeria (Septembre 2021).

[25]: Fareed MS, Zikria S, Ahmed G, Mahmood S, Aslam M, Jillani SF, & Asad M. «ADD-Net: an effective deep learning model for early detection of Alzheimer disease in MRI scans». IEEE Access (2022), 10, 96930-96951.

[26] : Altwijri O, Alanazi R, Aleid A, Alhussaini K, Aloqalaa Z, Almijalli M, & Saad A. «Novel Deep-Learning Approach for Automatic Diagnosis of Alzheimer's disease from MRI». Applied Sciences (2023), 13(24), 13051.

[27]: Yousafzai S, Ulhaq S, & Butt MR. «Improved Neural Network-Based System for Early and Accurate Diagnosis of Alzheimer Disease». Journal of Computer Science and Technology Studies (2023), 5(4), 32-40.

[28]: Avşar M, & Polat K. «Classifying Alzheimer's disease based on a convolutional neural network with MRI images». Journal of Artificial Intelligence and Systems (2023), 5(1),46-57.

[29]: Nagpal P, & Deore JR. «Alzheimer's disease stages classification using MRI and deep learning». International Journal of Electrical, Electronics and Data Communication (2023), 11(5), 42-46.

[30] : Arafa DA, Moustafa HED, Ali HA, Ali-Eldin AM, & Saraya SF. «A deep learning framework for early diagnosis of Alzheimer’s disease on MRI images». *Multimedia Tools and Applications* (2024), 83(2), 3767-3799.

[31] : Sorour SE, Abd El-Mageed AA, Albarrak KM, Alnaim AK, Wafa AA, & El-Shafeiy E. «Classification of Alzheimer’s disease using MRI data based on Deep Learning Techniques». *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences* (2024), 36(2), 101940.

[32]: Craig L, & Awati R. «Convolutional neural network (CNN)». TechTarget (n.d.). <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/convolutional-neural-network>.

[33]: Geeks for Geeks. «Difference between AlexNet and GoogleNet». Geeks for Geeks (2023, July 31). <https://www.geeksforgeeks.org/difference-between-alexnet-and-googlenet/>.

[34]: Krajnc A. «VGG, Modèle de Transfert Learning». CEO & Fondateur (2024, 3 mai). Récupéré de <https://www.jedha.co/formation-ia/vgg-transfert-learning#quest-ce-que-le-transfert-learning>.

[35]: Mujtaba H. «Introduction to Resnet or Residual Network» (2020, 28 septembre). Récupéré de: <https://batistalab.com/classes/CHEM584/Resnet.pdf>.

[36]: Ou X, Yan P, Zhang Y, Tu B, Zhang G, Wu J, & Li W. «Moving object detection method via ResNet-18 with encoder–decoder structure in complex scenes». *IEEE Access*(2019), 7, 108152-108160.

[37]: Fulton LV, Dolezel D, Harrop J, Yan Y, & Fulton CP. «Classification of Alzheimer’s disease with and without imagery using gradient boosted machines and ResNet-50» (2019). *Brain sciences*, 9(9), 212.

[38]: Ghosal P, Nandanwar L, Kanchan S, Bhadra A, Chakraborty J, & Nandi D. «Brain tumor classification using ResNet-101 based squeeze and excitation deep neural network». In 2019, Second International Conference on Advanced Computational and Communication Paradigms (2019, February) (ICACCP) (pp. 1-6). IEEE.

